

**KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA
DARI CITRA MAMMOGRAFI
MENGUNAKAN MODEL *FUZZY NEURAL NETWORK***

SKRIPSI

Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan guna Memperoleh Gelar Sarjana Sains



Oleh:
Noor Uswah Makhfudhoh
NIM. 10305141003

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA
2014**

HALAMAN PERSETUJUAN

Skripsi yang berjudul **“KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA DARI CITRA MAMMOGRAFI MENGGUNAKAN MODEL *FUZZY NEURAL NETWORK*”** ini telah disetujui oleh dosen pembimbing untuk diujikan.



Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta

Yogyakarta, 2 Juli 2014
Dosen Pembimbing

A handwritten signature in black ink, appearing to read "Dhoriva".

Dr. Dhoriva Urwatul Wutsqa
NIP. 19660331 199303 2 001

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI DENGAN JUDUL :

“KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA DARI CITRA MAMMOGRAFI MENGUNAKAN MODEL *FUZZY NEURAL NETWORK*”

Yang disusun oleh :

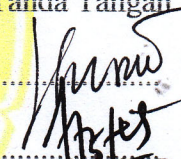
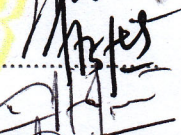
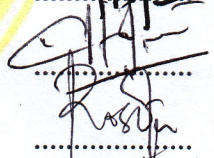
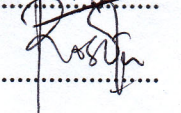
Nama : Noor Uswah Makhfudhoh

NIM : 10305141003

Prodi : Matematika

Skripsi ini telah diuji di depan Dewan Penguji Skripsi pada tanggal 11 Juli 2014 dan dinyatakan **LULUS**.

Dewan Penguji

Nama	Jabatan	Tanda Tangan	Tanggal
<u>Dr. Dhoriva U. W.</u> NIP. 19660331 199303 2 001	Ketua Penguji		15 Juli 2014
<u>Husna 'Arifah, M.Sc.</u> NIP. 19781015 200212 2 001	Sekretaris Penguji		15 Juli 2014
<u>Kuswari H., M. Kom.</u> NIP. 19760414 200501 2 002	Penguji Utama		14 Juli 2014
<u>Rosita K., M.Sc.</u> NIP. 19800707 200501 2 001	Penguji Pendamping		14 Juli 2014



Yogyakarta, 16 Juli 2014

Fakultas Matematika dan Ilmu

Pengetahuan Alam

Dekan

Dr. Hartono

NIP. 19620329 198702 1 002

SURAT PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Noor Uswah Makhfudhoh

NIM : 10305141003

Program Studi : Matematika

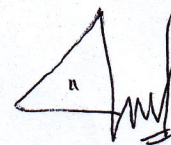
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Judul Skripsi : Klasifikasi Kanker Payudara dari Citra Mammografi
Menggunakan Model *Fuzzy Neural Network*

Menyatakan bahwa skripsi ini merupakan hasil kerja sendiri dan sepanjang pengetahuan saya tidak berisi materi yang dipublikasikan atau dipergunakan sebagai persyaratan penyelesaian studi di perguruan tinggi kecuali pada bagian-bagian tertentu yang saya ambil sebagai acuan atau kutipan dengan mengikuti tata penulisan karya ilmiah yang telah lazim. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya dan saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Yogyakarta, 2 Juli 2014

Yang Menyatakan,



Noor Uswah Makhfudhoh
NIM. 10305141003

MOTTO

“Allah akan meninggikan orang-orang yang beriman diantaramu dan orang-orang yang diberi ilmu pengetahuan beberapa derajat.”

(Qs. Al Mujadalah:58)

“Pendidikan adalah tiket ke masa depan. Hari esok dimiliki oleh orang-orang yang mempersiapkannya sejak hari ini.”

(Malcolm X)

“The family is one of nature’s masterpieces.”

(George Santayana)

“A dream doesn’t become reality through magic, it takes sweat, determination and hard work.”

(Colin Powell)

“There are no secrets to success. It is the result of preparation, hard work, and learning from failure.”

(Colin Powell)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillah akhirnya saya dapat menyelesaikan skripsi ini, skripsi ini saya persembahkan untuk:

Keluarga besarku, yaitu ayah, ibu, mas Malik, mas Aziz, mas Fatik, mas Faqih, mbak Susan, mbak Mia, mbak Eka, Dimas. Terima kasih atas doa, dukungan dan semangat dari kalian. Terima kasih selalu ada di saat aku membutuhkan kalian.

Devi dan Reni sesama pejuang skripsi, akhirnya kita bisa menyelesaikan skripsi setelah kerja keras kita.

Gity Wulang Mandini, Fajarani Juliaristi, Kinanti Nisa Amani, Diasnita Putri Larasati Ayunda, dan Reni Setianingrum yang telah memberikan kenangan indah yang begitu banyak.

Hakim, Diyan, Lia dan Vinda yang telah memberikan motivasi dan inspirasi kepadaku.

Teman-teman Matematika Subsidi 2010 yang memberikan kebersamaan selama 4 tahun ini. Semoga kita semua kelak sukses di masa mendatang.

KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA DARI CITRA MAMMOGRAFI MENGUNAKAN MODEL *FUZZY NEURAL NETWORK*

Oleh:
Noor Uswah Makhfudhoh
NIM. 10305141003

ABSTRAK

Fuzzy Neural Network (FNN) adalah salah satu gabungan sistem *fuzzy* dengan *Artificial Neural Network* (ANN). Konsep dari FNN adalah menggunakan derajat keanggotaan sebagai target pembelajaran. Penelitian ini bertujuan untuk menjelaskan bagaimana prosedur klasifikasi kanker payudara menggunakan model FNN.

Prosedur awal klasifikasi kanker payudara menggunakan FNN adalah ekstraksi citra mammografi untuk mendapatkan parameter-parameter statistik, yaitu *energy* (X1), kontras (X2), korelasi (X3), *sum of squares* (X4), *inverse difference moment* (X5), *sum average* (X6), *sum variance* (X7), *sum entropy* (X8), *entropy* (X9), *difference variance* (X10), *difference entropy* (X11), maksimum probabilitas (X12), homogenitas (X13), dan *dissimilarity* (X14). Penentuan variabel *input*, yaitu parameter-parameter statistik dari hasil ekstraksi citra mammografi dan variabel *output*, yaitu klasifikasi tumor. Pembagian data menjadi dua, yaitu 80% data *training* dan 20% data *testing*. Fuzzifikasi target *crisp* dilakukan dengan menghitung jarak terbobot untuk mencari derajat keanggotaan melalui fungsi keanggotaan. Sebelum pembelajaran, *input* dan target *fuzzy* dinormalisasi. Pembentukan model terbaik dilakukan dengan menentukan banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan eliminasi *input* secara *trial and error* yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi. Banyak neuron *output* ditentukan dari banyak kelas klasifikasi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid biner*. Setelah proses pembelajaran, denormalisasi dilakukan untuk mengembalikan *output* jaringan ke nilai sebenarnya. Defuzzifikasi menggunakan *Largest of Maximum Defuzzifier*.

Model terbaik klasifikasi kanker payudara menggunakan FNN adalah 11 *neuron input*, 1 lapisan tersembunyi dengan 8 *neuron input*, dan 3 *neuron output*. Variabel *input* untuk model terbaik adalah X1, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X11, X12, dan X14. Berdasarkan model terbaik, diperoleh hasil klasifikasi kanker payudara dengan nilai sensitivitas, spesifisitas, akurasi secara berurutan sebesar 96%, 75%, 89% pada data *training* dan 77%, 83%, 79% pada data *testing*.

Kata Kunci: *Fuzzy Neural Network* (FNN), *Backpropagation*, klasifikasi, kanker payudara

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat, karunia, dan hidayah-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan Skripsi dengan judul **“Klasifikasi Kanker Payudara dari Citra Mammografi Menggunakan Model *Fuzzy Neural Network*”**. Skripsi ini disusun untuk memenuhi persyaratan guna memperoleh gelar Sarjana Sains Program Studi Matematika di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta.

Penulisan skripsi ini tidak lepas dari dukungan, motivasi, kerjasama maupun bimbingan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Hartono, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk menyelesaikan studi.
2. Bapak Dr. Sugiman, selaku Ketua Jurusan Pendidikan Matematika yang telah memberikan kelancaran dalam pelayanan akademik.
3. Bapak Dr. Agus Maman Abadi, selaku Ketua Program Studi Matematika sekaligus Penasehat Akademik yang telah memberikan bimbingan dan pengarahan dalam penulisan skripsi ini, serta dukungan akademik kepada penulis.
4. Ibu Dr. Dhoriva U. W., selaku dosen pembimbing yang telah sangat sabar memberikan bimbingan serta masukan dalam penyusunan skripsi ini.

5. Seluruh Dosen Jurusan Pendidikan Matematika yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat kepada penulis.
6. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu yang telah membantu dan memberikan dukungan dalam penulisan skripsi ini hingga akhir.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dan kesalahan dalam skripsi ini. Oleh karena itu, saran dan kritik yang membangun penulis harapkan sebagai sebuah koreksi. Demikian skripsi ini penulis susun. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi penulis dan pembaca.

Yogyakarta, 2 Juli 2014

Penulis
Noor Uswah Makhfudhoh

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
ABSTRAK	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
DAFTAR SIMBOL.....	xvi
 BAB I PENDAHULUAN	
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah.....	5
C. Tujuan Penelitian	5
D. Manfaat Penelitian	6
 BAB II KAJIAN TEORI	
A. Kanker Payudara.....	7
1. Faktor Risiko.....	7
2. Gejala-gejala Kanker Payudara.....	9

3. Deteksi Dini Kanker Payudara.....	9
4. Klasifikasi Tumor Payudara.....	10
B. Pengolahan Citra Digital	11
C. Himpunan Klasik (<i>Crisp Set</i>)	18
D. Himpunan <i>Fuzzy</i>	19
1. Fungsi Keanggotaan.....	21
2. Operator-operator <i>Fuzzy</i>	22
3. Metode Defuzzifikasi.....	24
E. <i>Artificial Neural Network</i>	24
1. Fungsi Aktivasi.....	26
2. Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	27
3. Algoritma Pembelajaran.....	30
F. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi.....	31

BAB III PEMBAHASAN

A. <i>Fuzzy Neural Network</i> untuk Klasifikasi.....	34
1. Arsitektur dan Model <i>Fuzzy Neural Network</i>	34
2. Prosedur Pemodelan <i>Fuzzy Neural Network</i>	36
B. Penerapan Model <i>Fuzzy Neural Network</i> pada Jaringan <i>Feedforward</i> untuk Klasifikasi Tumor Payudara	50
C. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi.....	61

BAB IV PENUTUP

A. Kesimpulan	64
B. Saran	65

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Citra mammografi untuk payudara normal (a), tumor payudara jinak (b), dan tumor payudara ganas (c)	12
Gambar 2.2. Fungsi Aktivasi pada ANN sederhana	26
Gambar 2.3. Fungsi <i>Sigmoid Biner</i>	27
Gambar 2.4. Arsitektur <i>Single Layer Network</i>	28
Gambar 2.5. Arsitektur <i>Multi Layer Network</i>	29
Gambar 2.6. Arsitektur <i>Competitive Layer Network</i>	29
Gambar 3.1. Arsitektur <i>Fuzzy Neural Network</i>	35
Gambar 3.2. Tahap-tahap Pemodelan <i>Fuzzy Neural Network</i>	49
Gambar 3.3. Tampilan GUI untuk Ekstraksi Citra.....	51
Gambar 3.4. Arsitektur <i>Fuzzy Neural Network</i> dengan satu lapisan tersembunyi, 11 <i>input</i> , 8 <i>neuron</i> pada lapisan tersembunyi, dan 3 <i>output</i>	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Derajat Keanggotaan pada Variabel Berat Badan	21
Tabel 2.2. Hasil Uji Diagnosa.....	31
Tabel 3.1. Nilai Rata-rata dan <i>Standar Deviasi</i> Data Variabel <i>Input</i>	53
Tabel 3.2. Nilai Akurasi Hasil Pembelajaran Neuron Terbaik	56
Tabel 3.3. Nilai Akurasi Hasil Pembelajaran Eliminasi <i>Input</i>	57

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Citra Mammografi Data <i>Training</i>	72
Lampiran 2. Citra Mammografi Data <i>Testing</i>	77
Lampiran 3. M-file GLCM Ekstraksi 14 Parameter Statisik.....	79
Lampiran 4. M-file Program <i>Graphical User Interface</i> (GUI)	83
Lampiran 5. Tabel Ekstraksi Citra Mammogafi Data <i>Training</i>	86
Lampiran 6. Tabel Ekstraksi Citra Mammogafi Data <i>Testing</i>	90
Lampiran 7. Program <i>Fuzzy Neural Network</i>	92
Lampiran 8. Hasil Fuzzifikasi Target <i>Crisp</i> dengan <i>Input</i> 14 Parameter Statistik Data <i>Training</i>	95
Lampiran 9. Hasil Fuzzifikasi Target <i>Crisp</i> dengan <i>Input</i> 11 Parameter Statistik Data <i>Training</i>	97
Lampiran 10. Hasil Fuzzifikasi Target <i>Crisp</i> dengan <i>Input</i> 14 Parameter Statistik Data <i>Testing</i>	99
Lampiran 11. Hasil Fuzzifikasi Target <i>Crisp</i> dengan <i>Input</i> 11 Parameter Statistik Data <i>Testing</i>	100
Lampiran 12. Hasil Defuzzifikasi Data <i>Training</i>	101
Lampiran 13. Hasil Defuzzifikasi Data <i>Testing</i>	103
Lampiran 13. Bobot dari Hasil MATLAB	104

DAFTAR SIMBOL

$p(i, j)$ adalah entri *Gray Level Cooccurrence Matrix* baris ke- i dan kolom ke- j dengan

$$i = 1, 2, \dots, N_g; j = 1, 2, \dots, N_g$$

$p_{x+y}(k)$ adalah jumlah $p(i, j)$, $i + j = k$ dengan $k = 2, 3, \dots, N_g$

$p_{x-y}(k)$ adalah jumlah $p(i, j)$, $|i - j| = k$ dengan $k = 0, 1, \dots, N_g - 1$

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra

μ adalah rata-rata dari jumlah $p(i, j)$

$\mu_A(x)$ adalah derajat keanggotaan elemen x dalam himpunan A

$\mu_k(x_h)$ adalah derajat keanggotaan pengamatan ke- h pada kelas ke- k dengan $h =$

$$1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m$$

JT_{hk} adalah jarak terbobot pengamatan ke- h kelas ke- k dengan $h = 1, 2, \dots, l; k =$

$$1, 2, \dots, m$$

f_d dan f_e adalah konstanta yang akan mengendalikan tingkat kekaburan pada himpunan

keanggotaan kelas

x_{hi} adalah nilai *input* pengamatan ke- h variabel ke- i dengan $h = 1, 2, \dots, l; i = 1, 2, \dots, n$

\bar{x}_{ki} adalah rata-rata variabel ke- i kelas ke- k dengan $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$

s_{ki} adalah *standar deviasi* variabel ke- i kelas ke- k dengan $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$

$\mu_{INT(k)}(x_h)$ adalah derajat keanggotaan yang dilakukan operasi *intensification* dengan

$$h = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m$$

x_i adalah *input* variabel ke- i dengan $i = 1, 2, \dots, n$

z_j adalah nilai pada neuron pada lapisan tersembunyi $j = 1, 2, \dots, p$

y_k adalah *output* kelas ke-k berupa derajat keanggotaan berupa derajat keanggotaan dengan $k = 1, 2, \dots, m$

v_{ij} adalah bobot dari neuron ke-i pada lapisan *input* menuju neuron ke-j pada lapisan tersembunyi dengan $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$

v_{0j} adalah bobot bias pada neuron ke-j pada lapisan tersembunyi dengan $j = 1, 2, \dots, p$

w_{jk} adalah bobot dari neuron ke-j pada lapisan tersembunyi menuju neuron ke-k pada lapisan *output* dengan $j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, m$

w_{0k} adalah bobot bias pada neuron ke-k pada lapisan *output* dengan $k = 1, 2, \dots, m$

d_k target *fuzzy* kelas ke-k dengan $k = 1, 2, \dots, m$

\bar{x} adalah rata-rata nilai data *input*

s^2 adalah nilai varians data *input*

x_i^* adalah data ke-i yang ternormalisasi

P adalah matriks *input* pelatihan

T adalah matriks target *fuzzy*

P_n adalah matriks *input* yang ternormalisasi ($mean=0$, $standar deviasi=1$)

T_n adalah matriks target *fuzzy* yang ternormalisasi ($mean=0$, $standar deviasi=1$).

$mean_p$ adalah *mean* pada matriks *input* asli (P)

std_p adalah *standar deviasi* pada matriks *input* asli (P)

$mean_t$ adalah *mean* pada matriks target *fuzzy* asli (T)

std_t adalah *standar deviasi* pada matriks target *fuzzy* asli (T)

S_q adalah banyak neuron pada lapisan ke-q dengan $q = 1, 2, \dots, u$

TF_q adalah fungsi aktivasi pada lapisan ke-q dengan $q = 1, 2, \dots, u$ (*default: logsig*)

BTF adalah fungsi pelatihan jaringan (*default: traingdx*)

PF adalah fungsi kinerja (*default: akurasi*)

net adalah *artificial neural network*

tr adalah informasi pelatihan (*epoch* dan fungsi kinerja)

P_n adalah matriks data *input* yang telah dinormalisasi

T_n adalah matriks data target yang telah dinormalisasi berupa derajat keanggotaan

P adalah matriks data *input* yang telah didenormalisasi

T adalah matriks data target yang telah didenormalisasi berupa derajat keanggotaan

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kanker payudara adalah jenis kanker yang terdapat pada jaringan payudara. Kanker payudara merupakan penyakit yang paling banyak menyerang kaum wanita. Kaum pria juga dapat terserang kanker payudara, walaupun kemungkinannya lebih kecil. Berdasarkan situs kesehatan Deherba, pada tahun 2004 penderita kanker payudara mencapai 5.207 penderita di Indonesia. Satu tahun kemudian, banyaknya penderita kanker payudara meningkat menjadi 7.850 kasus. Banyaknya penderita penyakit kanker payudara ini semakin meningkat pada tiap tahunnya hingga mencapai 8.328 penderita pada tahun 2006. Pada tahun 2007 banyaknya penderita tidak jauh berbeda meski sedikit mengalami penurunan yaitu, 8.277 kasus. Penderita kanker payudara dari tahun ke tahun cenderung mengalami peningkatan yang cukup tinggi.

Faktor-faktor risiko kanker payudara adalah usia, jenis kelamin, riwayat reproduksi, riwayat keluarga, obesitas, dan konsumsi makanan lemak tinggi (*American Cancer Society*, 2013: 11-16). Kanker payudara merupakan penyakit yang mematikan. Salah satu pengobatan yang dapat dilakukan adalah dengan pembedahan kemudian dilakukan kemoterapi tetapi pengobatan tersebut belum tentu berhasil jika kanker telah mencapai stadium akhir. Berdasarkan beberapa penelitian, kanker payudara dapat bersifat mematikan ketika diagnosa dan perawatan yang diberikan sudah terlambat. Kanker payudara yang diobati sejak stadium dini dapat menurunkan angka kematian sampai 30%. Jadi, risiko

kematian akibat kanker payudara dapat diminimalkan dengan deteksi sejak dini, sehingga deteksi dini perlu dilakukan untuk mencegah dampak buruk yang bisa terjadi.

Pemeriksaan dini perlu dilakukan untuk mengetahui apakah payudara masih normal atau terdapat kelainan. Salah satu tes pemeriksaan dini yang dapat dilakukan adalah mammografi. Tes mammografi diharapkan dapat menemukan sel kanker yang tumbuh pada payudara sejak dini, sehingga perawatan pun dapat diberikan sejak dini pula. Jika ada kelainan pada mammografi, maka akan dilakukan pemeriksaan lebih lanjut. Hasil dari pemeriksaan tersebut berujung pada diagnosa tumor payudara, yaitu tumor dinyatakan jinak atau ganas. Klasifikasi perlu dilakukan untuk menelusuri sebaran dan karakteristik hasil pemeriksaan diagnosa tumor. Klasifikasi dapat diselesaikan dengan teknik-teknik pendekatan secara fungsional yang dikenal dengan istilah *soft computing*.

Soft computing adalah suatu model pendekatan untuk melakukan komputasi dengan meniru kemampuan akal manusia yang luar biasa untuk menalar dan belajar pada lingkungan yang penuh dengan ketidakpastian dan ketidaktepatan (Jang *et al*, 1997: 1). Beberapa teknik dalam *soft computing* antara lain sistem *fuzzy*, *Artificial Neural Network* (ANN), algoritma evolusioner, dan *probabilistic reasoning*. Adakalanya teknik-teknik dalam *soft computing* saling digabungkan untuk mendapatkan algoritma yang lebih sempurna.

Beberapa penelitian kanker payudara yang menggunakan komponen-komponen *soft computing* antara lain Ribar, *et al* (2006) menggunakan *Self-Organizing Mapping Neural Network* dengan *input* data *luminescence* kanker

payudara, McGinley, *et al* (2010) menggunakan *Spiking Neural Network* dengan *input Ultra-Wideband Radar imaging*, Eshlagy, *et al* (2013) menggunakan *Multilayer Perceptron* dengan *input* variabel-variabel yang berpengaruh terhadap penyakit kanker payudara, Adam Mizza Zamani, Bilqis Amaliah & Abdul Munif (2012) menggunakan *Backpropagation* dengan *input* data kanker payudara Wisconsin, Padmavathi (2011) menggunakan *Radial Basis Function* dengan *input* data kanker payudara Wisconsin, dan Yulianto J.P., Yessica Nataliani & Anton Kurniawan (2009) menggunakan Logika *Fuzzy* dengan *input* citra *X-Ray*.

Penelitian-penelitian klasifikasi tumor payudara telah banyak dilakukan. Namun penelitian tersebut hanya sebatas mengetahui normal atau tidaknya payudara, ganas atau tidaknya tumor di payudara dan hanya menguji variabel-variabel yang berpengaruh terhadap hasil klasifikasi tumor payudara, seperti riwayat keluarga, terapi hormon, ukuran tumor, letak tumor, dan usia *menopause*. Klasifikasi tumor payudara juga dapat dilakukan menggunakan variabel *input* berupa parameter-parameter statistik yang diperoleh dari hasil ekstraksi citra mammografi. Parameter-parameter statistik yang digunakan pada tugas akhir ini adalah energi, kontras, korelasi, *sum of squares*, *inverse difference moment*, *sum average*, *sum variance*, *sum entropy*, *entropy*, *difference variance*, *difference entropy*, maksimum probabilitas, homogenitas, dan *dissimilarity*. Berdasarkan nilai parameter-parameter statistik dapat diperoleh diagnosa penyakit tumor payudara, yaitu normal, tumor jinak dan tumor ganas.

Fuzzy Neural Network (FNN) merupakan salah satu gabungan sistem *fuzzy* dengan ANN. Model ANN adalah sistem pemroses informasi yang memiliki

karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi (Fausett, 1994: 3). Model ANN baik digunakan untuk klasifikasi, pendekatan fungsi, optimisasi, dan *clustering* data (Lin & Lee, 1996: 205). Model ANN ditentukan oleh tiga hal, yaitu pola hubungan antar neuron, metode untuk bobot hubungan, dan fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi berguna untuk menentukan *output* suatu neuron. Logika *fuzzy* merupakan representasi pengetahuan yang memiliki kehandalan dalam mengolah data yang mengandung ketidakpastian dan ketidaktepatan. Dalam logika *fuzzy*, keberadaan suatu elemen dinyatakan dengan derajat keanggotaan yang memiliki nilai pada interval 0 dan 1.

Model FNN merupakan arsitektur jaringan yang dirancang untuk memproses data-data *fuzzy*. Pada FNN, parameter-parameter yang dimiliki ANN yang biasanya disajikan secara *crisp*, dapat diganti dengan parameter-parameter *fuzzy* (Lin & Lee, 1996: 609). Model FNN sering digunakan untuk sistem kendali, penyelesaian masalah prediksi yang bersifat runtun waktu, dan klasifikasi pola.

Penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan FNN telah dilakukan antara lain penelitian oleh Abdul (2014) menggunakan transformasi *wavelet* dan *Fuzzy Neural Network* untuk mengklasifikasikan batik, Sri Kusumadewi (2006) menggunakan *Fuzzy Neural Network* untuk melakukan klasifikasi kualitas produk, Retno Nugroho Widhiasih, Sugi Guritman & Parapto Tri Supriyo (2012) menggunakan *Fuzzy Neural Network* untuk melakukan klasifikasi kematangan buah manggis dan Achmad Fauqy Ashari, Wiwik Anggraeni, & Ahmad Mukhlason (2012) menggunakan *Fuzzy Neural Network* untuk melakukan pendeteksian penyakit sapi.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, FNN baik digunakan untuk klasifikasi sehingga pada tugas akhir ini digunakan FNN untuk mengklasifikasikan kanker payudara dengan judul “Klasifikasi Kanker Payudara dari Citra Mammografi Menggunakan Model *Fuzzy Neural Network*”. Dengan adanya klasifikasi kanker payudara menggunakan FNN ini, diharapkan dapat memberikan alternatif diagnosa dan mempercepat pemeriksaan kesehatan payudara.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut maka permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana prosedur klasifikasi kanker payudara menggunakan *Fuzzy Neural Network*?
2. Bagaimana hasil klasifikasi kanker payudara dengan model *Fuzzy Neural Network*?

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk:

1. Menjelaskan prosedur klasifikasi kanker payudara menggunakan *Fuzzy Neural Network*.
2. Mendeskripsikan hasil klasifikasi kanker payudara dengan model *Fuzzy Neural Network*.

D. Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Secara teoritis, kajian ini mampu menambah ilmu pengetahuan dan perkembangan di bidang kesehatan dan ilmu matematika.

2. Manfaat Praktis

a. Bagi Peneliti

Menambah pengetahuan tentang model *Fuzzy Neural Network* dalam aplikasi pengklasifikasian kanker payudara.

b. Bagi Dokter

Memberikan alternatif dalam mendiagnosa kanker payudara dan mempercepat proses pengklasifikasian.

c. Bagi Universitas Negeri Yogyakarta

Menambah koleksi bahan pustaka yang bermanfaat bagi Universitas Negeri Yogyakarta pada umumnya dan bagi mahasiswa Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam pada khususnya.

BAB II

KAJIAN TEORI

A. Kanker Payudara

Kanker payudara adalah jenis kanker yang terdapat pada jaringan payudara. Kanker payudara merupakan penyakit yang paling banyak menyerang kaum wanita. Kaum pria juga dapat terserang kanker payudara, walaupun kemungkinannya lebih kecil. Berdasarkan situs kesehatan Deherba, tahun 2004 penderita kanker payudara hampir mencapai 5.207 penderita di Indonesia. Setahun kemudian banyaknya penderita kanker payudara meningkat menjadi 7.850 kasus. Banyaknya penderita penyakit kanker payudara ini semakin meningkat pada tiap tahunnya hingga mencapai 8.328 penderita pada tahun 2006. Pada tahun 2007 banyaknya penderita kanker payudara tidak jauh berbeda meski sedikit mengalami penurunan yaitu, 8.277 kasus. Penderita kanker payudara dari tahun ke tahun cenderung mengalami peningkatan yang cukup tinggi.

1. Faktor Risiko

Faktor-faktor yang menyebabkan kanker payudara (*American Cancer Society*, 2013: 11-16) adalah

a. Usia

Risiko utama kanker payudara adalah bertambahnya usia. Usia lebih dari 40 tahun mempunyai risiko yang lebih besar untuk terkena kanker payudara. Berdasarkan hasil penelitian *American Society Cancer*,

96% dari penderita kanker payudara didiagnosa terkena kanker payudara di atas 40 tahun (*American Society Cancer*, 2013: 1).

b. Jenis kelamin

Kanker payudara lebih banyak ditemukan pada wanita. Pada pria juga dapat terkena kanker payudara, namun kemungkinannya hanya sekitar 1% daripada wanita. Hal ini disebabkan karena pria mempunyai hormon estrogen dan progesteron lebih sedikit daripada wanita.

c. Riwayat reproduksi

Riwayat reproduksi dihubungkan dengan usia melahirkan anak pertama dan riwayat menyusui anak. Wanita yang tidak memiliki anak atau wanita yang melahirkan anak pertama di usia lebih dari 30 tahun berisiko 2-4 kali lebih tinggi daripada wanita yang melahirkan pertama di bawah usia 30 tahun. Wanita yang tidak menyusui mempunyai risiko kanker payudara 2 kali lebih besar. Kehamilan dan menyusui mengurangi risiko wanita untuk terpapar dengan hormon estrogen. Pada wanita menyusui, kelenjar payudara dapat berfungsi secara normal dalam proses laktasi dan menstimulir sekresi hormon progesteron yang bersifat melindungi wanita dari kanker payudara.

d. Riwayat Keluarga

Wanita yang mempunyai riwayat keluarga menderita kanker memiliki risiko lebih tinggi terkena kanker payudara. Kemungkinan terkena kanker payudara lebih besar 2 hingga 4 kali pada wanita yang ibu dan saudara perempuannya mengidap penyakit kanker payudara.

e. **Obesitas dan Konsumsi makanan lemak tinggi**

Wanita yang mengalami kelebihan berat badan (obesitas) dan individu dengan konsumsi tinggi lemak berisiko 2 kali lebih tinggi daripada yang tidak obesitas dan tidak sering mengonsumsi makanan tinggi lemak. Risiko ini terjadi karena jumlah lemak yang berlebihan dapat meningkatkan kadar estrogen dalam darah sehingga akan memicu pertumbuhan sel-sel kanker.

2. Gejala-gejala Kanker Payudara

Terdapat beberapa perubahan abnormal yang merupakan gejala kanker payudara (Mulyani & Nuryani, 2013: 45-46), antara lain

- a. Pembengkakan pada seluruh atau sebagian payudara,
- b. Iritasi pada kulit payudara,
- c. Rasa sakit pada puting,
- d. Puting payudara masuk ke dalam,
- e. Kemerahan atau penebalan pada kulit puting atau payudara,
- f. Keluarnya cairan dari puting selain air susu,
- g. Terdapat benjolan di ketiak.

3. Deteksi Dini Kanker Payudara

Salah satu tes deteksi dini kanker payudara adalah mammografi. Mammografi adalah proses pemeriksaan payudara manusia menggunakan sinar-X dosis rendah (Nina Siti M. & Nuryani, 2013: 76). Pemeriksaan menggunakan mammografi menghasilkan citra yang disebut citra mammografi. Metode mammografi relatif aman karena menggunakan sinar-X dosis rendah sekitar 0,7

miliSievert (mSv). Selain itu, dengan mammografi memungkinkan dokter untuk melihat lebih jelas benjolan pada payudara yang tidak teraba dan melihat perubahan pada jaringan payudara. *American Cancer Society, American College of Radiology, American Medical Association, National Cancer Institute, American College of Gynecology*, dan *U.S. Preventive Services Task Force* mengungkapkan bahwa wanita usia 40 tahun atau lebih dianjurkan melakukan mamografi satu kali per tahun untuk mendiagnosa kanker payudara sedini mungkin. Melalui tes mammografi, angka kematian akibat kanker payudara dapat turun sampai 30%.

Jika pemeriksaan payudara menggunakan mammografi menimbulkan kecurigaan bahwa massa bersifat ganas, maka harus dilakukan biopsi (Isselbacher *et al*, 2000: 2049). Kelainan pada mammografi yang mengisyaratkan kanker payudara adalah mikrokalsifikasi berupa deposit-deposit kecil kalsium pada jaringan payudara yang terlihat sebagai titik-titik putih yang berkumpul dalam suatu kelompok. Biopsi adalah suatu tes untuk mengambil sedikit jaringan dari benjolan dan daerah sekitar benjolan. Sampel jaringan tersebut dianalisa di laboratorium untuk dicari perubahan-perubahan yang menunjukkan kanker. Tes biopsi dapat memberikan diagnosa secara pasti.

4. Klasifikasi Tumor Payudara

Tumor adalah massa jaringan yang tidak normal. Menurut *National Breast Cancer Foundation*, terdapat 2 tipe tumor payudara, yaitu:

- a. Tumor Jinak Payudara (*Benign Breast Tumors*)

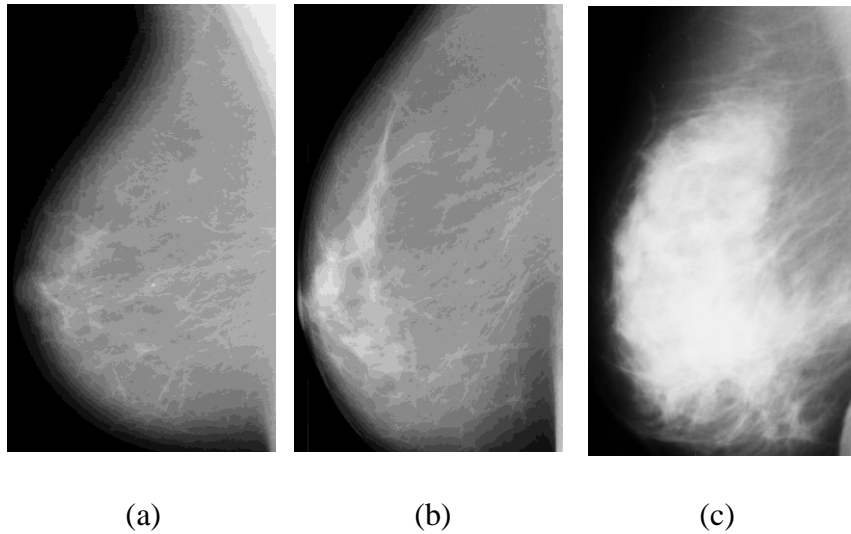
Tumor jinak payudara adalah pertumbuhan sel yang tidak normal tetapi tidak menyebar keluar payudara dan tidak mengancam nyawa manusia. Namun, tumor jinak payudara dapat meningkat menjadi kanker sehingga tumor jinak payudara tetap patut diwaspadai. Ketika tumor didiagnosa sebagai tumor jinak, dokter selalu membiarkannya daripada mengangkatnya. Meskipun biasanya tumor ini tidak menyerang sekitar jaringan payudara, kadang tumor ini bisa tumbuh menekan organ dan menyebabkan luka atau masalah lain. Pada keadaan ini, tumor harus segera diangkat.

b. Tumor Ganas Payudara (*Malignant Breast Tumor/Breast Cancer*)

Tumor ganas payudara adalah kumpulan sel kanker yang tumbuh dan dapat menyebar pada berbagai bagian tubuh. Tumor ganas berbahaya karena menyerang sekitar jaringan payudara. Ketika tumor dicurigai sebagai tumor ganas, maka dokter akan melakukan biopsi untuk mendiagnosa tumor.

B. Pengolahan Citra Digital

Citra digital merupakan citra yang telah disimpan dalam bentuk file sehingga dapat diolah menggunakan komputer (Gonzalez & Woods, 2002: 1). Salah satu jenis citra digital adalah citra *grayscale*. Citra *grayscale* yang digunakan pada tugas akhir ini adalah citra mammografi. Citra mammografi yang dianalisis pada tugas akhir ini digolongkan menjadi tiga kelas, yaitu: citra mammografi normal (Gambar 2.1 (a)), citra mammografi tumor jinak (Gambar 2.1(b)), dan citra mammografi tumor ganas (Gambar 2.1 (c)).



Gambar 2.1 Citra mammografi untuk payudara normal (a), tumor payudara jinak (b), dan tumor payudara ganas (c)

Citra mammografi tersebut diekstraksi sehingga diperoleh parameter-parameter statistik yang akan digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi. Ekstraksi citra adalah suatu teknik pengambilan parameter statistik dari sebuah citra. Proses ekstraksi citra dapat dilakukan dengan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM). Proses GLCM adalah metode pengekstrak gambar pada order kedua (Ray & Acharya, 2005: 183). Output dari GLCM adalah intensitas keabuan ($p(i, j)$). Citra *grayscale* memiliki 256 tingkat keabuan dengan intensitas keabuan 0-255. Intensitas keabuan 0 untuk warna hitam, 255 untuk warna putih, dan 1-254 untuk warna abu-abu. Parameter-parameter statistik dari hasil ekstraksi yang diperoleh antara lain:

1. Energi

Energi adalah jumlah kuadrat elemen pada GLCM (Mohanaiah, Sathyanarayana & GuruKumar, 2013: 2). Rumus energi adalah sebagai berikut (Jain, Kasturi, & Schunk, 1995: 238):

$$E = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \{p(i, j)\}^2 \quad (2.1)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

2. Kontras

Kontras menunjukkan ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra (Ray & Acharya, 2005: 184). Rumus kontras adalah sebagai berikut (Jain, Kasturi, & Schunk, 1995: 238):

$$CON = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - j)^2 p(i, j) \quad (2.2)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

3. Korelasi

Korelasi adalah nilai dari perhitungan derajat keabuan yang bergantung linear antara pixel satu di tempat tertentu terhadap pixel lain (Ray & Acharya, 2005: 184). Rumus korelasi adalah sebagai berikut (Soh & Tsatsoulis, 1999: 781):

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.3)$$

dengan

$$\mu_x = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \cdot p(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} j \cdot p(i, j)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j)}$$

$$\sigma_y = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j)}$$

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

4. *Sum of squares (Variance)*

Rumus *variance* adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam & Dinstein, 1973: 619):

$$SS = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (2.4)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

μ adalah rata-rata dari $\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)$

5. *Inverse difference moment*

Inverse Difference Moment (IDM) adalah tingkat kehomogenan citra (Mohanaiah, Sathyanarayana & GuruKumar, 2013: 2). Rumus IDM adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973: 619):

$$IDM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (2.5)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

6. *Sum average*

Rumus *sum average* adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973: 619):

$$SA = \sum_{k=2}^{2N_g} k p_{x+y}(k) \quad (2.6)$$

dengan

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) ; i + j = k; k = 2, 3, \dots, 2N_g$$

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

7. *Sum entropy*

Rumus *sum entropy* adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973: 619):

$$SE = - \sum_{k=2}^{2N_g} p_{x+y}(k) \log\{p_{x+y}(k)\} \quad (2.7)$$

dengan

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) ; i + j = k; k = 2, 3, \dots, 2N_g.$$

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

8. *Sum variance*

Rumus *sum variance* adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973: 619):

$$SV = \sum_{k=2}^{2N_g} (i - SA)^2 p_{x+y}(k) \quad (2.8)$$

dengan

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) ; i + j = k; k = 2, 3, \dots, 2N_g.$$

SE adalah *sum of average*.

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

9. *Entropy*

Entropy adalah sebuah parameter statistik untuk mengukur keacakan dari intensitas citra. Rumus *entropy* adalah sebagai berikut (Jain, Kasturi, & Schunk, 1995: 238):

$$EN = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log_2(p(i, j)) \quad (2.9)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

10. *Difference variance*

Rumus *difference variance* adalah sebagai berikut (Haralick, Shanmugam, & Dinstein, 1973: 619):

$$DV = var(p_{x-y}(k)) \quad (2.10)$$

dengan

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) ; |i - j| = k; k = 0, 1, \dots, N_g - 1$$

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

11. *Difference entropy*

Rumus *difference entropy* adalah sebagai berikut (Gadkari, 2000: 15):

$$DE = - \sum_{k=0}^{N_g-1} p_{x-y}(k) \log(p_{x-y}(k)) \quad (2.11)$$

dengan

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) ; |i - j| = k; k = 0, 1, \dots, N_g - 1$$

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

12. Probabilitas maksimum

Probabilitas maksimum menunjukkan tingkat abu-abu yang memenuhi relasi pada persamaan entropi. Rumus probabilitas maksimum adalah sebagai berikut (Anami & Burkpalli, 2009: 11):

$$MP = \max_{i,j} (p(i, j)); i = 1, 2, \dots, N_g; j = 1, 2, \dots, N_g \quad (2.12)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

13. Homogenitas

Homogenitas menunjukkan keseragaman variasi intensitas dalam citra.

Rumus homogenitas adalah sebagai berikut (Jain, Kasturi, & Schunk, 1995: 238):

$$H = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.13)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

14. Dissimilarity

Rumus *dissimilarity* adalah sebagai berikut (Anami & Burkpalli, 2009: 11)

$$D = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) |i - j| \quad (2.14)$$

dengan

$p(i, j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

C. Himpunan Klasik (*Crisp Set*)

Himpunan klasik adalah kumpulan objek yang tegas. Pada teori himpunan klasik, keberadaan suatu elemen dalam himpunan A hanya terdapat dua kemungkinan keanggotaan, yaitu menjadi anggota A atau bukan anggota A (Lin & Lee, 1996:12). Nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan adalah nilai yang menunjukkan besar tingkat keanggotaan elemen x dalam himpunan A dan dinotasikan dengan $\mu_A(x)$. Pada himpunan klasik nilai keanggotaannya menggunakan logika biner, yaitu 0 atau 1 untuk menyatakan keanggotaannya. Jika

$\mu_A(x) = 1$, maka x merupakan anggota A . Jika $\mu_A(x) = 0$, maka x bukan anggota A .

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A, \text{ untuk semua nilai } x \\ 0, & x \notin A, \text{ untuk semua nilai } x \end{cases} \quad (2.15)$$

Contoh 2.1 Jika diketahui $S = \{1,2,3,4,5,6\}$ adalah himpunan semesta dan $A = \{2,5,6\}$ maka dapat diketahui bahwa

1. Nilai keanggotaan 1 pada himpunan A , $\mu_A(1) = 0$ karena $1 \notin A$.
2. Nilai keanggotaan 2 pada himpunan A , $\mu_A(2) = 1$ karena $2 \in A$.
3. Nilai keanggotaan 3 pada himpunan A , $\mu_A(3) = 0$ karena $3 \notin A$.
4. Nilai keanggotaan 4 pada himpunan A , $\mu_A(4) = 0$ karena $4 \notin A$.
5. Nilai keanggotaan 5 pada himpunan A , $\mu_A(5) = 1$ karena $5 \in A$.
6. Nilai keanggotaan 6 pada himpunan A , $\mu_A(6) = 1$ karena $6 \in A$.

Himpunan klasik sesuai untuk berbagai macam aplikasi dan telah terbukti sebagai alat yang penting dalam matematika dan sains komputer, tetapi himpunan klasik tidak dapat menggambarkan konsep pemikiran manusia yang cenderung abstrak dan tidak tepat (Jang, Sun & Mizutani 1997: 13). Berdasarkan konsep pemikiran tersebut, munculah konsep himpunan *fuzzy* yang menjadi dasar dari logika *fuzzy*.

D. Himpunan *Fuzzy*

Teori himpunan *fuzzy* merupakan perluasan dari teori himpunan klasik. Teori himpunan *fuzzy* diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Misalkan S adalah himpunan semesta dan $x \in S$. Suatu himpunan *fuzzy* A dalam S didefinisikan sebagai suatu fungsi keanggotaan $\mu_A(x)$, yang memetakan setiap objek di S menjadi suatu nilai real dalam interval $[0,1]$.

Menurut Zimmermann (1991:11-12) jika X adalah koleksi dari objek-objek yang dinotasikan oleh x , maka himpunan *fuzzy* A dalam X adalah suatu himpunan pasangan berurutan:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (2.16)$$

dengan $\mu_A(x)$ adalah derajat keanggotaan x di A yang memetakan X ke ruang keanggotaan M yang terletak pada interval $[0, 1]$.

Himpunan *fuzzy* juga dapat dituliskan sebagai berikut (Lin & Lee, 1996:13)

$$A = \mu_1/x_1 + \mu_2/x_2 + \mu_3/x_3 + \dots = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i}{x_i} \text{ untuk himpunan diskrit.} \quad (2.17)$$

$$A = \int_S \frac{\mu_A(x)}{x} \text{ untuk himpunan kontinu.} \quad (2.18)$$

Simbol “/” bukan merupakan operasi pembagian, begitu juga simbol “+” bukan merupakan operasi penjumlahan.

Contoh 2.2 Misalkan W adalah himpunan berat badan dalam kg pada orang-orang yang mempunyai tinggi badan 170 cm. Anggota W adalah

$$W = \{40, 50, 55, 65, 70, 80\}$$

Fungsi keanggotaan pada variabel berat badan diberikan sebagai berikut

$$\mu_{kurus}(w) = \begin{cases} 1; & w \leq 40 \\ \frac{60-w}{20}; & 40 \leq w \leq 60 \\ 0; & w \geq 60 \end{cases}$$

$$\mu_{\text{langsing}}(w) = \begin{cases} 0; & w \leq 50 \text{ atau } w \geq 70 \\ \frac{w-50}{10}; & 50 \leq w \leq 60 \\ \frac{70-w}{10}; & 60 \leq w \leq 70 \end{cases}$$

$$\mu_{\text{gemuk}}(x) = \begin{cases} 0; & w \leq 60 \\ \frac{x-60}{20}; & 60 \leq w \leq 80 \\ 1; & w \geq 80 \end{cases}$$

Berdasarkan fungsi keanggotaan tersebut diperoleh derajat keanggotaan variabel berat badan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Derajat Keanggotaan pada Variabel Berat Badan

Berat Badan	Kurus ($\mu_{\text{kurus}}(w)$)	Langsing ($\mu_{\text{langsing}}(w)$)	Gemuk ($\mu_{\text{gemuk}}(w)$)
40	1	0	0
50	0,5	0	0
55	0,25	0,5	0
65	0	0,5	0,25
70	0	0	0,5
80	0	0	1

Himpunan *fuzzy* untuk kurus (K) dapat dinotasikan dituliskan sebagai berikut:

- a. Himpunan pasangan berurutan

$$K = \{(40,1), (50,0.5), (55,0.25), (65,0), (70,0), (80,0)\}$$

- b. Himpunan diskrit

$$K = \frac{1}{40} + \frac{0,5}{50} + \frac{0,25}{55} + \frac{0}{65} + \frac{0}{70} + \frac{0}{80}$$

1. Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya (Sri Kusumadewi & Sri Hartati,

2010: 22). Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi. Nilai keanggotaan *fuzzy* (derajat keanggotaan) memiliki interval antara 0 sampai 1. Pada tugas akhir ini, fungsi keanggotaan yang digunakan (Pal & Mitra, 1992: 687) adalah

$$\mu_k(x_h) = \frac{1}{1 + \left(\frac{JT_{hk}}{f_d}\right)^{f_e}}; h = 1, 2, \dots, \ell; k = 1, 2, \dots, m \quad (2.19)$$

$\mu_k(x_h)$ adalah derajat keanggotaan pengamatan ke-h pada kelas ke-k.

JT_{hk} adalah jarak terbobot pengamatan ke-h kelas ke-k.

f_d dan f_e adalah konstanta yang akan mengendalikan tingkat kekaburan pada himpunan keanggotaan kelas tersebut ($f_d = 2, f_e = 2$).

Jarak terbobot pengamatan ke-h kelas ke-k dirumuskan sebagai berikut,

$$JT_{hk} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left[\frac{x_{hi} - \bar{x}_{ki}}{s_{ki}} \right]^2}; h = 1, 2, \dots, \ell; i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m \quad (2.20)$$

JT_{hk} adalah jarak terbobot pengamatan ke-h kelas ke-k.

x_{hi} adalah nilai *input* pengamatan ke-h variabel ke-i.

\bar{x}_{ki} adalah rata-rata variabel ke-i kelas ke-k.

s_{ki} adalah *standar deviasi* variabel ke-i kelas ke-k.

2. Operator-operator *Fuzzy*

Terdapat dua model operator *fuzzy*, yaitu operator dasar yang dikemukakan oleh Zadeh dan operator alternatif yang dikembangkan dengan konsep transformasi tertentu.

a. Operator-Operator Dasar Zadeh

Terdapat beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan

sebagai hasil dari operasi dua himpunan disebut *fire strength* atau α -predikat. Terdapat tiga operator dasar yang dikemukakan oleh Zadeh, yaitu:

1) Operator AND

Operator AND berhubungan dengan interseksi pada himpunan. α -predikat merupakan hasil operasi dengan operator AND yang diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terkecil antar elemen pada himpunan-himpunan yang bersangkutan.

2) Operator OR

Operator OR berhubungan dengan operasi union pada himpunan. α -predikat merupakan hasil dari operasi OR yang diperoleh dengan mengambil nilai keanggotaan terbesar antar elemen pada himpunan yang bersangkutan.

3) Operator NOT

Operator NOT berhubungan dengan operasi komplemen himpunan. α -predikat merupakan hasil operasi dengan operator NOT yang diperoleh dengan mengurangi nilai keanggotaan elemen pada himpunan yang bersangkutan dari 1.

b. Operator Alternatif

Terdapat 2 tipe operator alternatif yaitu operator alternatif yang didasarkan pada transformasi aritmetika dan operator alternatif yang didasarkan pada transformasi fungsi yang lebih kompleks. Operator yang

digunakan dalam tugas akhir ini adalah operator *intensification*. Operator *intensification* dirumuskan sebagai (Sri Kusumadewi, dkk, 2006: 33),

$$\mu_{INT(k)}(x_h) = \begin{cases} 2(\mu_k(x_h))^2; & 0 \leq \mu_k(x_h) \leq 0,5 \\ 1 - 2(1 - \mu_k(x_h))^2; & 0,5 \leq \mu_k(x_h) \leq 1 \end{cases} \quad (2.21)$$

3. Metode Defuzzifikasi

Defuzzifikasi adalah pemetaan himpunan *fuzzy* ke himpunan *crisp* (Wang, 1997: 108). Salah satu metode defuzzifikasi adalah *Largest of Maximum Defuzzifier*. Solusi *crisp* ini diperoleh dengan mengambil nilai terbesar dari domain yang memiliki derajat keanggotaan maksimum (Wang, 1997: 112).

E. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) pertama kali diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts pada tahun 1940. McCulloch dan Pitts mengatakan bahwa kombinasi beberapa neuron sederhana menjadi sebuah sistem neural akan meningkatkan kemampuan komputasinya. Kemudian pada tahun 1958, Rosenblatt mulai mengembangkan model jaringan yang disebut *perceptron*. Widrow dan Hoff (1960) memperkenalkan *Adaptive Linear Neuron* (ADALINE) yang arsitekturnya mirip *perceptron*. Penelitian-penelitian terdahulu hanya menggunakan jaringan dengan layer tunggal, sehingga pada tahun 1986, Rumelhart, Hinton dan Williams memperkenalkan *Multilayer Perceptron* (MLP), yaitu *backpropagation*. Kemudian pada tahun 1988 dikembangkan model MLP, yaitu *Radial Basis Function*. Sejak tahun 1990 dilakukan penelitian untuk pengembangan *neural network* (Yeung et al, 2010: 3).

Model ANN adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi (Fausett, 1994: 3). Model ANN baik digunakan untuk klasifikasi, pendekatan fungsi, optimisasi, dan *clustering* data (Lin & Lee, 1996: 205).

Model ANN ditentukan oleh tiga hal (Fausett, 1997: 3), yaitu:

- a. Pola hubungan antar neuron yang disebut arsitektur jaringan.
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung yang disebut metode *learning*/algoritma pembelajaran.
- c. Fungsi aktivasi yang dijalankan masing-masing neuron pada *input* jaringan untuk menentukan *output*.

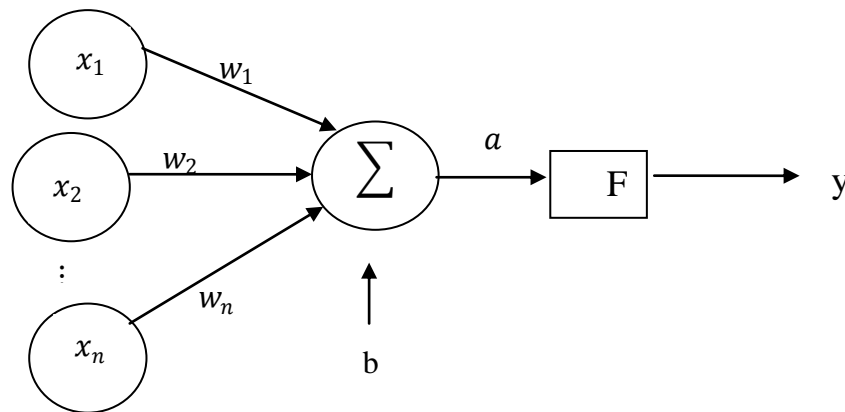
Artificial Neural Network (ANN) terdiri dari beberapa neuron. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan *input* yang diterima ke neuron-neuron yang lain. *Input* ini dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu dan diproses oleh fungsi perambatan yang akan menjumlahkan semua nilai bobot yang datang. Hasil penjumlahan semua nilai bobot akan dibandingkan dengan nilai ambang (*threshold*) tertentu melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Jika *input* tidak melewati suatu nilai ambang tertentu, maka neuron tersebut tidak akan diaktifkan. Jika *input* melewati suatu nilai ambang tertentu, maka neuron tersebut akan diaktifkan sehingga neuron tersebut akan mengirimkan *output* melalui bobot-bobot *output*nya ke semua neuron yang berhubungan dengannya.

Lapisan-lapisan penyusun ANN antara lain lapisan *input* (*Input layer*), lapisan tersembunyi (*Hidden layer*), dan lapisan *Output* (*Output layer*). Lapisan *input* merupakan tempat memasukkan data. Lapisan tersembunyi terletak antara

lapisan *input* dan *output* yang berfungsi untuk mengolah *input*. Lapisan *output* merupakan tempat keluaran dari proses selama dalam jaringan atau hasil operasi ANN. Hasil keluaran dari lapisan *output* adalah suatu nilai yang merupakan hasil dari fungsi aktivasi.

1. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi akan menentukan *output* suatu neuron yang akan dikirim ke neuron lain (Fausett, 1994: 17). Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan *output* suatu neuron. Gambar 2.2 menunjukkan ANN dengan fungsi aktivasi F.



Gambar 2.2 Fungsi Aktivasi pada ANN Sederhana

x_1, x_2, \dots, x_n adalah neuron yang masing-masing memiliki bobot (w_1, w_2, \dots, w_n) dan bobot bias b pada lapisan *input*. Neuron akan mengolah n *input*, dengan rumus

$$a = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (2.22)$$

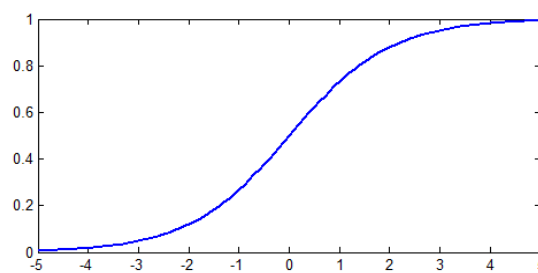
kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktivasi a menjadi *output* jaringan y .

Terdapat beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam ANN antara lain fungsi identitas, fungsi *sigmoid biner*, dan fungsi *sigmoid bipolar* (Fausett, 1994: 17-19). Dalam tugas akhir ini digunakan fungsi aktivasi *sigmoid*

biner karena *output* dari ANN adalah derajat keanggotaan dengan interval [0,1]. Fungsi *sigmoid biner* memiliki nilai pada interval 0 sampai 1. Pada *toolbox* MATLAB fungsi ini dikenal dengan *logsig* dan syntaxnya: $y = \text{logsig}(x)$. Fungsi *sigmoid biner* dirumuskan sebagai berikut

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \quad (2.23)$$

Grafik fungsi *sigmoid biner* ditunjukkan pada Gambar 2.3.



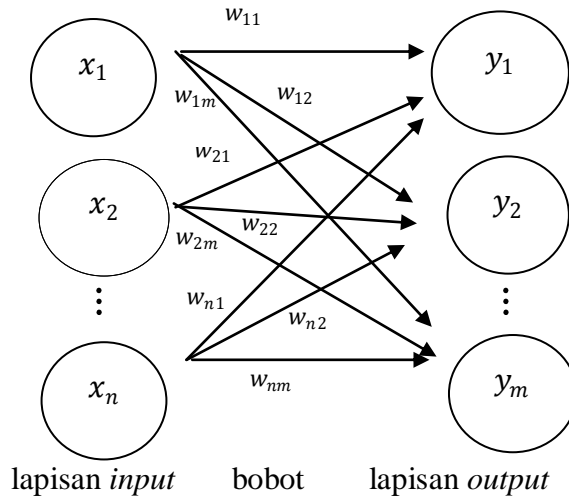
Gambar 2.3 Fungsi Sigmoid Biner

2. Arsitektur *Artificial Neural Network*

Beberapa arsitektur *neural network* yang sering dipakai dalam ANN antara lain (Fausett, 1994: 12-15)

a. Jaringan dengan Lapisan Tunggal (*Single Layer Network*)

Single layer network hanya terdiri dari lapisan *input* yang langsung terhubung ke lapisan *output* dan tidak ada lapisan yang tersembunyi. Jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan tersembunyi. *Single layer network* adalah jaringan umpan maju (*feedforward*). Gambar 2.4 merupakan arsitektur *single layer network*.

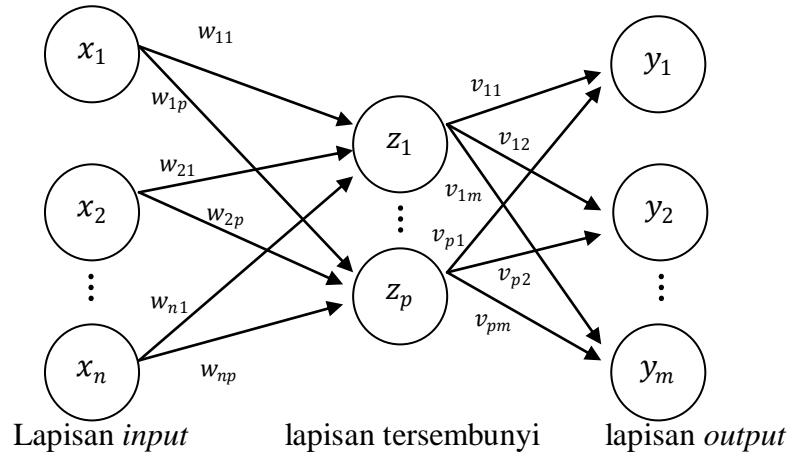


Gambar 2.4 Arsitektur *Single Layer Network*

Pada gambar 2.4 diperlihatkan arsitektur *single layer network* dengan n neuron *input* (x_1, x_2, \dots, x_n), dan m neuron *output* (y_1, y_2, \dots, y_m). w_{nm} adalah bobot yang menghubungkan neuron *input* ke- n dengan neuron *output* ke- m . Selama proses pelatihan bobot-bobot tersebut akan dimodifikasi untuk meningkatkan keakuratan hasil.

b. Jaringan dengan Lapisan Jamak (*Multi Layer Network*)

Multi layer network dikembangkan dari *single layer network* dengan menambah satu atau lebih lapisan tersembunyi. *Multi layer network* dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks daripada *single layer network* tetapi proses pelatihannya lebih rumit. Gambar 2.5 merupakan arsitektur *multi layer network* dengan satu lapisan tersembunyi.

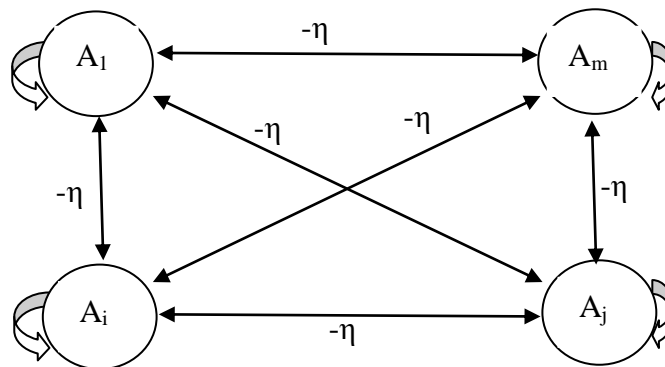


Gambar 2.5 Arsitektur *Multi Layer Network*

Gambar 2.5 memperlihatkan arsitektur *multi layer network* dengan n neuron *input* (x_1, x_2, \dots, x_n), sebuah lapisan tersembunyi yang terdiri dari p neuron pada lapisan tersembunyi (z_1, z_2, \dots, z_p), dan m neuron *output* (y_1, y_2, \dots, y_m).

c. Jaringan dengan Lapisan Kompetitif (*Competitive Layer Network*)

Competitive layer network memiliki arsitektur yang berbeda dari *single layer network* dan *multi layer network*, yaitu antar neuron dapat saling dihubungkan. *Competitive layer network* memiliki bobot $-\eta$. Gambar 2.6 merupakan arsitektur *competitive layer network*.



Gambar 2.6 Arsitektur *Competitive Layer Network*

3. Algoritma Pembelajaran

Salah satu bagian terpenting dari konsep jaringan syaraf adalah terjadinya proses pembelajaran. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah melakukan pengaturan terhadap bobot-bobot pada ANN, sehingga diperoleh bobot akhir yang sesuai dengan pola data yang dilatih (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010: 84). Berdasarkan algoritma pembelajaran, ANN dapat dikelompokkan ke dalam dua jenis (Haykin, 1999, 63-66), yaitu:

a. Pembelajaran Terawasi (*Supervised Learning*)

Algoritma pembelajaran pada ANN disebut terawasi jika *output* yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran, satu pola *input* akan diberikan ke suatu neuron pada lapisan *input*. Selanjutnya pola akan dirambatkan pada sepanjang jaringan syaraf sampai ke neuron pada lapisan *output*. Lapisan *output* akan membangkitkan pola *output* yang akan dicocokkan dengan pola *output* targetnya. *Error* muncul apabila terdapat perbedaan antara pola *output* hasil pembelajaran dengan pola target sehingga diperlukan pembelajaran lagi.

b. Pembelajaran Tak Terawasi (*Unsupervised learning*)

Pembelajaran tak terawasi tidak memerlukan target *output*. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu sesuai dengan nilai *input* yang diberikan. Proses pembelajaran bertujuan untuk mengelompokkan unit-unit yang hampir sama ke dalam suatu area tertentu sehingga algoritma pembelajaran ini sangat cocok untuk klasifikasi.

F. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi

Hasil pembelajaran dapat memberikan hasil klasifikasi yang tidak tepat. Tingkat ketepatan hasil klasifikasi dapat dihitung menggunakan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi. Sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi adalah ukuran statistik kinerja dari hasil klasifikasi. Ketiga ukuran statistik kinerja tersebut dapat digunakan dengan menentukan terlebih dahulu nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*.

Salah satu contoh pengklasifikasian adalah klasifikasi penyakit tumor payudara, yaitu normal, tumor jinak dan ganas. Hasil uji diagnosa terdapat pada Tabel 2.2 (Sharma & Mukharje, 2014: 22).

Tabel 2.2 Hasil Uji Diagnosa

<i>Test</i>	<i>Disease</i>		<i>Total</i>
	<i>Present</i>	<i>Absent</i>	
<i>Positive</i>	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Positive</i> (FP)	TP+FP
<i>Negative</i>	<i>False Negative</i> (FN)	<i>True Negative</i> (TN)	TN+FP
<i>Total</i>	TP+FN	TN+FP	TP+TN+FP+FN

Keterangan

True Positive (TP) adalah pasien memiliki penyakit dan hasil klasifikasi tepat.

True Negative (TN) adalah pasien tidak memiliki penyakit dan hasil klasifikasi tepat.

False Positive (FP) adalah pasien memiliki penyakit dan hasil klasifikasi tidak tepat.

False Negative (FN) adalah pasien tidak memiliki penyakit dan hasil klasifikasi tidak tepat.

Setelah menentukan keempat variabel tersebut, ukuran statistik kinerja, yaitu sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi dapat dihitung. Sensitivitas adalah kemampuan tes untuk mengidentifikasi hasil positif yang tepat (Wong & Lim, 2011: 316). Sensitivitas digunakan untuk mengidentifikasi pasien yang tepat memiliki penyakit dari semua pasien yang memiliki penyakit. Misalnya, pada hasil klasifikasi tumor payudara diperoleh nilai sensitivitas=90% artinya jika pasien yang memiliki penyakit tumor payudara melakukan uji diagnosa dinyatakan 90% positif memiliki penyakit tumor payudara. Rumus sensitivitas adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharje, 2014: 22),

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2.24)$$

Spesifisitas adalah kemampuan tes untuk mengidentifikasi hasil negatif yang tepat (Wong & Lim, 2011: 316). Spesifisitas digunakan untuk mengidentifikasi pasien yang tepat tidak memiliki penyakit dari semua pasien yang tidak memiliki penyakit. Misalnya, pada hasil klasifikasi tumor payudara diperoleh nilai spesifisitas=90%, artinya jika pasien yang tidak memiliki penyakit tumor payudara melakukan uji diagnosa dinyatakan 90% positif tidak memiliki penyakit tumor payudara. Rumus spesifisitas adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharje, 2014: 22),

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (2.25)$$

Pasien yang tepat memiliki penyakit dan pasien yang tepat tidak memiliki penyakit dapat diukur dengan tes akurasi. Akurasi adalah kemampuan tes untuk

mengidentifikasi hasil yang positif maupun hasil negatif yang tepat. Misalnya, pada hasil klasifikasi tumor payudara diperoleh nilai akurasi= 90%, artinya jika pasien melakukan tes, hasil diagnosanya 90% akurat, baik pasien yang dinyatakan memiliki penyakit tumor payudara atau tidak memiliki penyakit tumor payudara. Rumus akurasi adalah sebagai berikut (Sharma & Mukharje, 2014: 22),

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.26)$$

BAB III

PEMBAHASAN

A. *Fuzzy Neural Network* untuk Klasifikasi

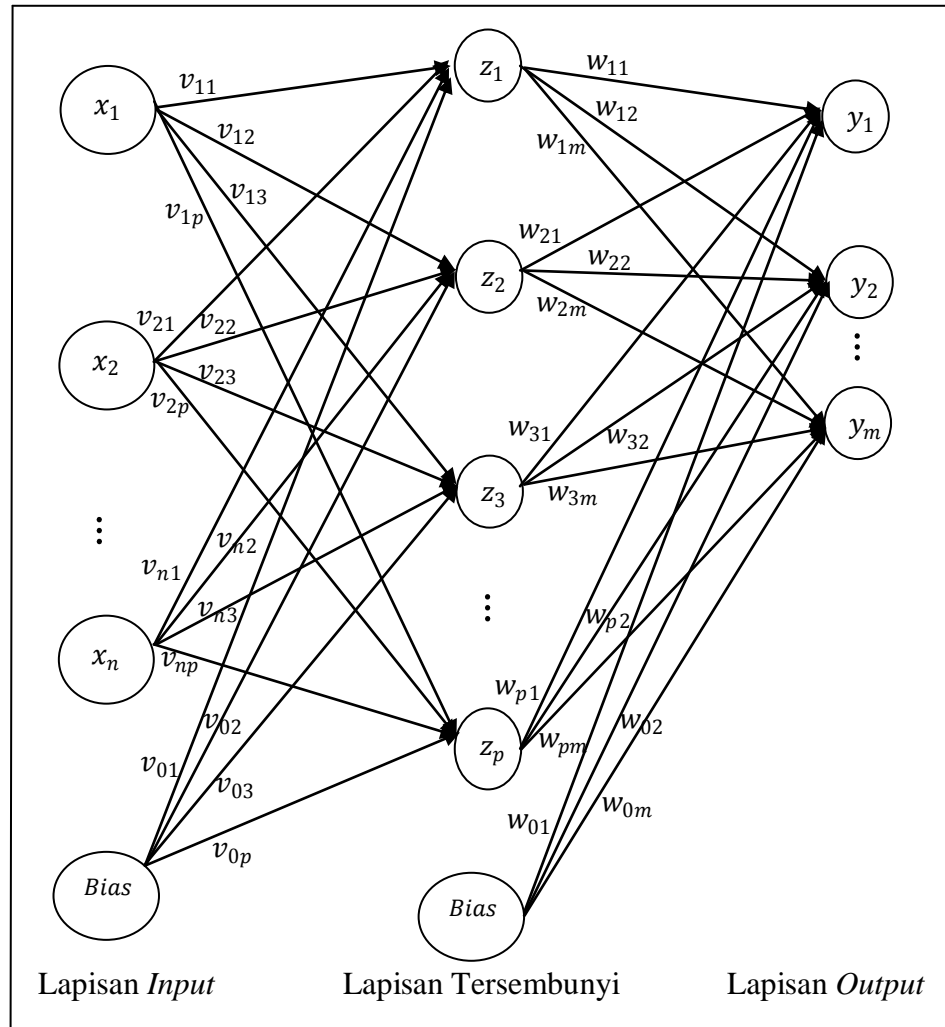
1. *Arsitektur dan Model Fuzzy Neural Network*

Pada tahun 1992, Pal dan Mitra memperkenalkan klasifikasi *fuzzy* ke dalam algoritma *backpropagation* yang disebut *Fuzzy Neural Network* (FNN). Pada FNN, parameter-parameter yang dimiliki *Artificial Neural Network* (ANN) yang biasanya disajikan secara *crisp*, dapat diganti dengan parameter-parameter *fuzzy* (Lin & Lee, 1996: 609). Target pembelajaran pada ANN berupa nilai *crisp*, tetapi pada FNN target pembelajaran *crisp* diubah menjadi target *fuzzy* melalui fuzzifikasi.

Pada FNN, unsur utama pada ANN menggunakan pendekatan logika *fuzzy* untuk mengantisipasi adanya ketidakpastian yang terjadi pada unsur tersebut. Model FNN sering digunakan untuk sistem kendali, dan penyelesaian masalah prediksi yang bersifat runtun waktu. Pada tahun 1993, Lee mengembangkan model tersebut untuk melakukan klasifikasi pola. Algoritma pembelajaran yang digunakan pada FNN adalah algoritma pembelajaran *backpropagation*. Arsitektur jaringan yang sering digunakan algoritma *backpropagation* adalah jaringan *feedforward*. Jaringan *feedforward* mempunyai 3 lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Fungsi aktivasi yang dapat digunakan pada lapisan tersembunyi adalah *linear*, *sigmoid biner* dan *sigmoid bipolar*. Fungsi aktivasi pada lapisan *output* harus menggunakan *sigmoid biner* karena

output dari FNN adalah derajat keanggotaan yang memiliki nilai 0 sampai 1 dan fungsi aktivasi *sigmoid biner* memiliki nilai *output* 0 sampai 1.

Arsitektur jaringan *feedforward* FNN ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Arsitektur *Fuzzy Neural Network*

Pada Gambar 3.1, x_1, x_2, \dots, x_n adalah neuron pada lapisan *input*, z_1, z_2, \dots, z_p adalah neuron pada lapisan tersembunyi, dan y_1, y_2, \dots, y_m adalah neuron pada lapisan *output* berupa derajat keanggotaan. Bobot antara lapisan *input* dan lapisan tersembunyi disimbolkan dengan v_{ij} . Bobot antara lapisan

tersembunyi dan lapisan *output* disimbolkan w_{jk} . Bobot bias pada lapisan tersembunyi disimbolkan v_{0j} dan bobot bias pada lapisan *output* disimbolkan w_{0k} .

Model FNN menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* (Persamaan 2.23), secara matematis dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y_k = \frac{1}{1 + \exp \left(- \left[\sum_{j=1}^p w_{jk} \cdot \frac{1}{1 + \exp \left(- \left[v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \right] \right)} + w_{0k} \right] \right)} \quad (3.1)$$

dengan

y_k adalah *output* kelas ke-k berupa derajat keanggotaan.

x_i adalah *input* variabel ke-i.

v_{ij} adalah bobot dari neuron ke-i pada lapisan *input* menuju neuron ke-j pada lapisan tersembunyi.

v_{0j} adalah bobot bias pada neuron ke-j pada lapisan tersembunyi.

w_{jk} adalah bobot dari neuron ke-j pada lapisan tersembunyi menuju neuron ke-k pada lapisan *output*.

w_{0k} adalah bobot bias pada neuron ke-k pada lapisan *output*.

2. Prosedur Pemodelan *Fuzzy Neural Network*

a. Ekstraksi Citra

Ekstraksi citra adalah suatu teknik pengambilan parameter statistik dari sebuah citra. Proses ekstraksi citra dapat dilakukan dengan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM). Fungsi bawaan pada MATLAB dapat digunakan untuk menganalisa *entropy*, kontras, korelasi, energi, dan

homogenitas. Perintah untuk memperoleh parameter-parameter statistik tersebut adalah sebagai berikut:

```
g=imread('D:/gambar/1B.jpg'); { digunakan untuk membaca gambar }  
h=entropy(g)  
glcm=graycomatrix(g);  
stats=graycoprops(glcm,'all')
```

sehingga diperoleh hasil *output* sebagai berikut:

Entropy=7,4263

Contrast=0,0476

Correlation=0,9940

Energy= 0,1507

Homogeneity=0,9812

Namun GLCM dapat memberikan banyak parameter statistik seperti *Autocorrelation*, *Contrast*, *Correlation*, *Cluster Prominence*, *Cluster Shade*, *Dissimilarity*, *Energy*, *Entropy*, *Homogeneity*, *Maximum probability*, *Sum of squares*, *Sum average*, *Sum variance*, *Sum entropy*, *Difference variance*, *Difference entropy*, *Information measure of correlation* and *Inverse difference normalized* (Sharma & Mukherjee, 2014: 18).

b. Menentukan Variabel *Input* dan Variabel *Output*

Variabel *input* model FNN adalah parameter-parameter statistik dari hasil ekstraksi citra. Banyaknya variabel *input* menentukan banyaknya

neuron pada lapisan *input*. Variabel *output* model FNN adalah klasifikasi dari citra. Banyaknya variabel *output* menentukan banyaknya neuron pada lapisan *output*.

c. Pembagian Data

Data yang diperoleh dari hasil ekstraksi citra dibagi menjadi 2 yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk mencari model terbaik, sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji ketepatan model hasil data *training*.

Terdapat beberapa komposisi data *training* dan data *testing* yang sering digunakan (Hota, Shrivastava & Singh, 2013: 165), yaitu:

- 1) 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*.
- 2) 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*.
- 3) 60% untuk data *training* dan 40% untuk data *testing*.

d. Fuzzifikasi

Sebelum dilakukan pembelajaran, terlebih dahulu dilakukan pengubahan nilai target *crisp* menjadi nilai target *fuzzy*. Nilai target *fuzzy* ini digunakan sebagai target pembelajaran dalam jaringan *feedforward*. Proses ini disebut fuzzifikasi.

Fuzzifikasi adalah pemetaan himpunan *crisp* ke himpunan *fuzzy* (Ross, 2004: 94). Fuzzifikasi pada FNN menggunakan fungsi keanggotaan pada Persamaan (2.19 & 2.20), kemudian digunakan operator *Intensification* (INT) untuk menentukan derajat keanggotaan yang

digunakan sebagai target pembelajaran sehingga data *input* ke-h, yaitu x_h akan memiliki target *fuzzy* ke-k sebagai berikut:

$$d_k = \mu_{INT(k)}(x_h) \quad (3.2)$$

dengan $0 \leq d_k \leq 1$ untuk setiap k.

e. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan proses pembelajaran, data *input* dan target *fuzzy* harus dinormalisasi terlebih dahulu. Data *input* dan target *fuzzy* dinormalisasi dengan cara membawa data ke bentuk normal yang memiliki *mean*=0 dan *standar deviasi*=1. Proses normalisasi dapat dilakukan dengan bantuan *mean* dan *standar deviasi* (Samarasinghe, 2007: 253), yaitu:

1) Perhitungan nilai rata-rata:

$$\bar{x} = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} x_i \quad (3.3)$$

dengan

\bar{x} adalah rata-rata nilai data.

x_i adalah nilai data ke-i.

2) Perhitungan nilai varians:

$$s^2 = \frac{1}{\ell-1} \sum_{i=1}^{\ell} (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.4)$$

dengan

s^2 adalah nilai varians data.

\bar{x} adalah rata-rata nilai data.

x_i adalah nilai data ke-i.

3) Perhitungan normalisasi

$$x_i^* = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (3.5)$$

dengan

s adalah nilai standar deviasi data.

\bar{x} adalah rata-rata nilai data.

x_i adalah nilai data ke- i .

Pada MATLAB, normalisasi dengan *mean* dan *standar deviasi* menggunakan perintah *prestd* yang akan membawa data ke dalam bentuk normal dengan *mean*=0 dan *standar deviasi*=1 dengan syntax:

$$[P_n, \text{meanp}, \text{stdp}, T_n, \text{meant}, \text{stdt}] = \text{prestd}(P, T)$$

dengan

P adalah matriks *input* pelatihan.

T adalah matriks target *fuzzy*.

P_n adalah matriks *input* yang ternormalisasi (*mean*=0, *standar deviasi*=1).

T_n adalah matriks target *fuzzy* yang ternormalisasi (*mean*=0, *standar deviasi*=1).

meanp adalah *mean* pada matriks *input* asli (P).

stdp adalah *standar deviasi* pada matriks *input* asli (P).

meant adalah *mean* pada matriks target *fuzzy* asli (T).

stdt adalah *standar deviasi* pada matriks target *fuzzy* asli (T).

f. Pembentukan Model Terbaik

Model terbaik diperoleh dari hasil pembelajaran menggunakan algoritma *backpropagation* pada data *training*. Model terbaik ditentukan berdasarkan banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi dan *input*

yang optimal dengan melihat nilai akurasi tertinggi. Pembelajaran awal dilakukan dengan menentukan banyak neuron pada lapisan *input*. Setelah banyak neuron *input* ditentukan maka langkah selanjutnya menentukan banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi. Penentuan banyak neuron pada lapisan tersembunyi ditentukan oleh nilai akurasi tertinggi yang diperoleh dari *trial and error* pada data *training*, sedangkan banyak neuron pada lapisan *output* tergantung dari banyak kelas. Setelah diperoleh banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi, maka selanjutnya menentukan *input* yang optimal. *Input* yang optimal adalah *input* yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi dari proses pembelajaran menggunakan algoritma *backpropagation*.

Algoritma *backpropagation* untuk jaringan dengan satu lapisan tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* adalah sebagai berikut (Fausset, 1994: 294-296)

Langkah 0 : Inisiasi bobot dengan mengambil bobot awal menggunakan nilai random terkecil

Langkah 1 : Menetapkan parameter pembelajaran seperti maksimum *epoch*, target error, dan *learning rate*.

Insialisasi *epoch*=0 dan MSE=1

Fase I : *Feedforward*

Langkah 2 : Setiap neuron *input* ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua neuron yang ada di lapisan tersembunyi.

Langkah 4 : Setiap neuron pada lapisan tersembunyi ($z_j, j=1,2, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* berbobot

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (3.6)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *inputnya*,

$$z_j = f(z_in_j) = \frac{1}{1+e^{-z_in_j}} \quad (3.7)$$

dan mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan yang terdapat unit-unit *output*.

Langkah 5 : Setiap unit *output* ($y_k, k = 1,2, \dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot.

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (3.8)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *outputnya*,

$$y_k = f(y_in_k) = \frac{1}{1+e^{-y_in_k}} \quad (3.9)$$

dan mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan yang terdapat unit-unit *output*.

Fase II : *Backpropagation*

Langkah 6 : Setiap unit *output* ($y_k, k=1,2, \dots, m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran dengan *error*:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_in_k) = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k) \quad (3.10)$$

δ_k merupakan unit *error* yang akan dipakai dalam

perubahan bobot lapis dibawahnya (langkah 7). Hitung koreksi bobot (yang akan dipakai nanti untuk mengubah bobot w_{jk}) dengan laju pembelajaran α .

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j \quad (3.11)$$

$$(k=1,2, \dots, m; j=1,2, \dots, p).$$

Hitung koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{0k}):

$$\Delta w_{0k} = \alpha \cdot \delta_k \quad (3.12)$$

Langkah 7 : Setiap unit tersembunyi ($z_j, j=1,2, \dots, p$) menjumlahkan hasil perubahan *inputnya* dari unit-unit di lapisan atasnya

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (3.13)$$

Faktor δ unit tersembunyi:

$$\delta_j = \delta_{in_j} \cdot f' (z_{in_j}) = \delta_{in_j} \cdot z_j (1 - z_j) \quad (3.14)$$

Hitung koreksi bobot (yang nantinya akan dipakai untuk memperbaiki nilai v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (3.15)$$

$$(j=1,2, \dots, p; i=1,2, \dots, n)$$

Hitung koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j})

$$\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j \quad (3.16)$$

Fase III : Perubahan bobot dan bias

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot. Perubahan bobot yang

menuju ke *output* unit:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (3.17)$$

$$(k=1,2, \dots, m; j=1,2, \dots, p)$$

Perubahan bobot garis menuju ke lapisan tersembunyi:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (3.18)$$

$$(j=1,2, \dots, p; i=1,2, \dots, n)$$

Langkah 9 : Selesai

Arsitektur jaringan yang sering digunakan algoritma *backpropagation* adalah jaringan *feedforward*. Pada MATLAB, untuk membangun jaringan *feedforward* digunakan instruksi *newff*.

Fungsi yang digunakan adalah (Sri Kusumadewi, 2004:112)

$$\text{net} = \text{newff}(\text{Pn}, [\text{S}_1 \text{ S}_2 \dots \text{S}_q], \{\text{TF1 TF2} \dots \text{TFn}\}, \text{BTF}, \text{PF})$$

dengan

Pn adalah matriks berukuran $n \times 2$ yang berisi nilai minimum dan maksimum, dengan n adalah jumlah variabel *input*.

Sq adalah banyak neuron pada lapisan ke-q, dengan $q = 1, 2, \dots, u$.

TFq adalah fungsi aktivasi pada lapisan ke-q, dengan $q = 1, 2, \dots, u$ (*default: logsig*).

BTF adalah fungsi pelatihan jaringan (*default: traingdx*).

PF adalah fungsi kinerja (*default: akurasi*).

Sebelum melakukan pembelajaran, parameter pembelajaran harus diatur terlebih dahulu. Terdapat beberapa fungsi pembelajaran untuk bobot-

bobot yang menggunakan *gradient descent*, yaitu *gradient descent (traingd)* dan *gradient descent* dengan momentum (*traingdm*). Namun, fungsi pembelajaran tersebut *gradient descent* tersebut memiliki kelemahan, yaitu proses pembelajaran berjalan cukup lambat. Teknik heuristik merupakan salah satu teknik perbaikan dari fungsi pembelajaran *gradient descent* untuk lebih mempercepat proses pembelajaran.

Dalam tugas akhir ini akan digunakan *gradient descent* dengan *adaptive learning rate* dan momentum (*traingdx*). *Traingdx* merupakan gabungan dari *traingda* dan *traingdm*. Parameter yang harus diatur untuk fungsi pembelajaran *traingdx* (Sri Kusumadewi, 2004: 151-152) adalah sebagai berikut:

1) Maksimum *epoch*

Maksimum *epoch* adalah jumlah *epoch* maksimum yang boleh dilakukan selama proses pelatihan. Iterasi ini akan dihentikan apabila nilai *epoch* melebihi maksimum *epoch*nya. Nilai *default* untuk maksimum *epoch* adalah 1500.

Instruksi: `net.trainParam.epochs=MaxEpoch`

2) Kinerja tujuan

Kinerja tujuan adalah target nilai fungsi kinerja. Iterasi ini akan dihentikan apabila nilai fungsi kinerja kurang dari atau sama dengan kinerja tujuan. Nilai *default* untuk kinerja tujuan adalah 0,7.

Instruksi: `net.trainParam.goal=TargetError`

3) Maksimum kenaikan kerja

Maksimum kenaikan kerja adalah nilai maksimum kenaikan error yang dibolehkan antara error saat ini dan error sebelumnya. Nilai *default* untuk maksimum kenaikan kerja adalah 1,06.

Instruksi: `net.trainParam.max_perf_inc=MaxPerform`

4) *Learning rate*

Learning rate adalah laju pembelajaran. Semakin besar *learning rate* mengakibatkan semakin besarnya langkah pembelajaran sehingga algoritma menjadi tidak stabil. Nilai *default learning rate* adalah 0,1.

Instruksi: `net.trainParam.lr=LearningRate`

5) Rasio untuk menaikkan *learning rate*

Rasio ini berguna sebagai faktor pengali untuk menaikkan *learning rate* apabila *learning rate* yang ada terlalu rendah untuk mencapai kekonvergenan. Nilai *default* rasio kenaikan *learning rate* adalah 1,2.

Instruksi: `net.trainParam.lr.inc=IncLearningRate.`

6) Rasio untuk menurunkan *learning rate*

Rasio ini berguna sebagai faktor pengali untuk menurunkan *learning rate* yang terlalu tinggi dan menuju ketidakstabilan. Nilai *default* untuk rasio penurunan *learning rate* adalah 0,6.

Instruksi: `net.trainParam.lr_dec=DecLearningRate.`

7) Momentum

Momentum adalah perubahan bobot yang didasarkan atas arah *gradient* pola terakhir dan pola sebelumnya. Nilai momentum antara 0

sampai 1. Jika nilai momentum = 0, maka perubahan bobot hanya akan dipengaruhi oleh gradiennya. Jika nilai momentum = 1, maka perubahan bobot akan sama dengan perubahan bobot sebelumnya. Nilai *default* untuk momentum adalah 0,75.

Instruksi: `net.trainParam.mc=Momentum.`

8) Jumlah *epoch* yang akan ditunjukkan kemajuannya

Menunjukkan berapa jumlah *epoch* yang berselang yang akan ditunjukkan kemajuannya. Nilai *default* untuk jumlah *epoch* yang akan ditunjukkan kemajuannya adalah 100.

Instruksi: `net.trainParam.show=EpochShow`

Pada jaringan *feedforward*, pembelajaran dilakukan untuk melakukan pengaturan bobot, sehingga pada akhir pembelajaran akan diperoleh bobot-bobot yang baik. Pada MATLAB, ada dua cara untuk mengimplementasikan fungsi pembelajaran *gradient descent*, yaitu *incremental mode* dan *batch mode*. Dalam tugas akhir ini akan digunakan *batch mode*. Pembelajaran *backpropagation* menggunakan fungsi `train`.

Syntax: `[net,tr] = train(net,Pn,Tn)`

dengan

Net adalah jaringan syaraf.

Tr adalah informasi pelatihan (*epoch* dan fungsi kinerja).

Pn adalah matriks data *input* yang telah dinormalisasi.

Tn adalah matriks data target yang telah dinormalisasi berupa derajat keanggotaan.

g. Denormalisasi Data

Denormalisasi adalah proses pengembalian nilai ternormalisasi *output* jaringan ke nilai sebenarnya. MATLAB menyediakan fungsi *poststd* untuk melakukan denormalisasi.

Syntax: [P,T]=poststd(Pn,meanp,stdp,Tn,meant,stdt)

dengan

P dan T adalah matriks yang telah didenormalisasi.

Apabila fungsi denormalisasi tidak dilakukan maka *output* jaringan tersebut memiliki *mean*=0 dan *standar deviasi*=1 sehingga perlu digunakan fungsi *poststd* setelah dilakukan simulasi jaringan.

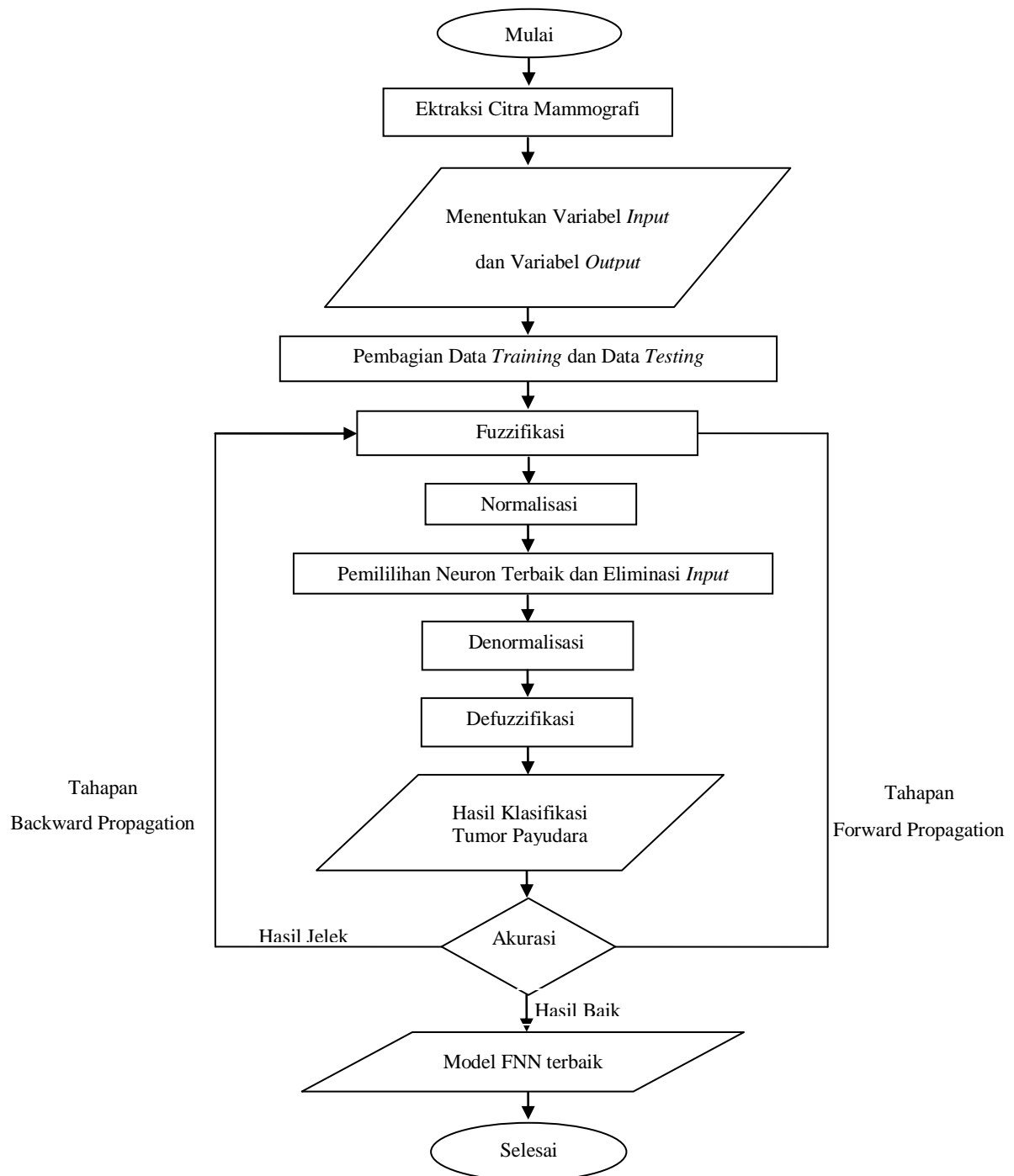
Syntax: an= sim(net,Pn);

a=poststd(an,meant,stdt);

h. Defuzzifikasi

Defuzzifikasi dilakukan untuk mendapatkan nilai crisp dari *output fuzzy*. Metode defuzzifikasi yang digunakan pada skripsi ini adalah *Largest of Maximum Defuzzifier*. Solusi *crisp* dari metode ini diperoleh dengan mengambil nilai terbesar dari domain yang memiliki derajat keanggotaan maksimum.

Secara umum prosedur pembentukan model FNN digambarkan pada Gambar 3.2.



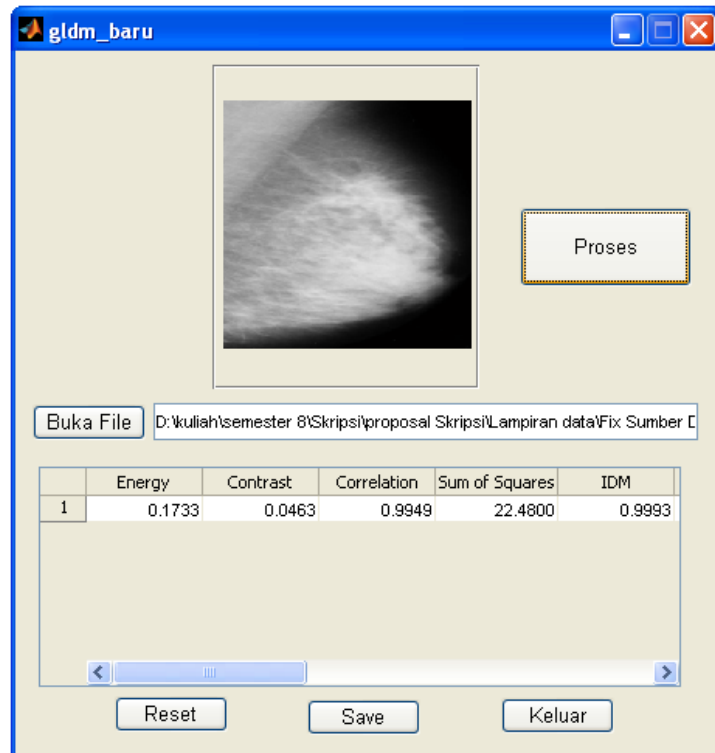
Gambar 3.2 Tahap-tahap Pemodelan *Fuzzy Neural Network*

B. Penerapan Model *Fuzzy Neural Network* pada Jaringan *Feedforward* untuk Klasifikasi Tumor Payudara

Fuzzy Neural Network (FNN) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tumor payudara, yaitu tumor jinak dan tumor ganas. Pada tugas akhir ini, data yang digunakan adalah data sekunder berupa 93 citra mammografi yang diperoleh dari <http://peipa.essex.ac.uk/pix/mias/>. Citra mammografi tersebut telah diketahui diagnosanya. Diagnosa pada citra mammografi tersebut dijadikan sebagai target pembelajaran. Citra mammografi digolongkan menjadi tiga kelompok, yaitu 31 gambar payudara normal, 33 gambar tumor jinak, dan 29 gambar tumor ganas.

Citra mammografi tersebut diolah dengan melakukan ekstraksi citra. Ekstraksi citra dilakukan untuk memperoleh parameter-parameter statistik dari citra. Parameter-parameter statistik dihitung berdasarkan kombinasi intensitas *pixel* pada posisi tertentu. Banyaknya *pixel* yang menyusun suatu gambar tergantung pada resolusi gambar. Setiap *pixel* diwakili oleh bilangan bulat untuk menunjukkan lokasinya dalam bidang citra dan sebuah bilangan bulat untuk menunjukkan intensitas keabuan. Proses ekstraksi citra dapat dilakukan dengan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM). Pengambilan parameter-parameter statistik dilakukan menggunakan MATLAB dengan *Image Processing Toolbox* dan *system prototype* yang didesain menggunakan *Graphical User Interface* (GUI) agar lebih mudah.

M-file GUI dapat dilihat pada lampiran 4 dan program tersebut akan menghasilkan tampilan dari GUI untuk ekstraksi citra pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Tampilan GUI untuk Ekstraksi Citra

Setelah proses ekstraksi citra, kemudian dilakukan penentuan variabel *input* dan variabel *output*. Variabel *input* terdiri dari 14 parameter statistik dari hasil ekstraksi citra mammografi, yaitu:

1. X1 (Energi)
2. X2 (Kontras)
3. X3 (Korelasi)
4. X4 (*Sum of Squares*)
5. X5 (*Inverse Difference Moment*)
6. X6 (*Sum Average*)
7. X7 (*Sum Variance*)

8. X8 (*Sum Entropy*)
9. X9 (*Entropy*)
10. X10 (*Difference Variance*)
11. X11 (*Difference Entropy*)
12. X12 (Maksimum Probabilitas)
13. X13 (*Homogenitas*)
14. X14 (*Dissmilarity*)

Berdasarkan hasil ekstraksi citra diperoleh dua parameter statistik yang menghasilkan nilai yang sama, yaitu kontras dan *difference variance*. Hal ini menyebabkan salah satu parameter statistik perlu dieliminasi, yaitu X10 (*Difference Variance*) sehingga variabel *inputnya* menjadi 13 variabel.

Variabel *output* dari model FNN adalah klasifikasi tumor payudara. Penentuan *output* model FNN adalah dengan melihat derajat keanggotaan yang tertinggi. *Output* yang diharapkan adalah kelas 1 untuk normal, kelas 2 untuk tumor jinak dan kelas 3 untuk tumor ganas. Terdapat beberapa kriteria dalam klasifikasi tumor payudara, yaitu:

1. Jika derajat keanggotaan tertinggi pada kelas 1, maka hasil klasifikasi normal.
2. Jika derajat keanggotaan tertinggi pada kelas 2, maka hasil klasifikasi tumor jinak.
3. Jika derajat keanggotaan tertinggi pada kelas 3, maka hasil klasifikasi tumor ganas.

Pada tugas akhir ini komposisi data yang digunakan adalah 80% (74 data) sebagai data *training* (lampiran 5) dan 20% (19 data) sebagai data *testing*

(lampiran 6). Sebelum melakukan pembelajaran menggunakan algoritma *backpropagation* dilakukan fuzzifikasi target *crisp* untuk memperoleh target *fuzzy* yang digunakan sebagai target pembelajaran pada jaringan *feedforward*. Contoh perhitungan fuzzifikasi target *crisp* menggunakan data pasien ke-3 (Lampiran 5). Nilai rata-rata dan *standar deviasi* data variabel *input* terdapat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Nilai Rata-rata dan *Standar Deviasi* Data Variabel *Input*

Variabel <i>input</i>	Rata-rata			Standar Deviasi		
	Kelas Normal (T1)	Kelas Tumor Jinak (T2)	Kelas Tumor Ganas (T3)	Kelas Normal (T1)	Kelas Tumor Jinak (T2)	Kelas Tumor Ganas (T3)
X1	0,261774	0,17852	0,177035	0,074566	0,034149	0,027931
X2	0,05921	0,071912	0,077245	0,02751	0,027237	0,029251
X3	0,988132	0,989878	0,990111	0,007103	0,005054	0,003757
X4	17,52746	20,78351	21,58799	2,825204	3,355027	3,992875
X5	0,999132	0,998938	0,998877	0,000365	0,000361	0,000369
X6	7,69083	8,256049	8,374255	0,73379	0,727432	0,820154
X7	47,41296	55,19111	57,63158	9,671743	11,21243	13,30331
X8	1,698486	1,955322	1,974139	0,174398	0,1083	0,0911
X9	1,728396	1,994698	2,013715	0,172938	0,110932	0,096521
X11	0,18602	0,219513	0,221816	0,034767	0,032669	0,034136
X12	0,418457	0,280188	0,286595	0,11931	0,070016	0,061482
X13	0,977607	0,972208	0,971699	0,004967	0,005193	0,00589
X14	0,047326	0,058577	0,060148	0,012553	0,012554	0,012616

Berdasarkan Tabel 3.1, jarak terbobot pengamatan ke-3 kelas ke-k adalah sebagai berikut

$$JT_{3k} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left[\frac{x_{3i} - \bar{x}_{ki}}{s_{ki}} \right]^2}$$

$$\begin{aligned}
JT_{31} &= \sqrt{\sum_{i=1}^{13} \left[\frac{x_{3i} - \bar{x}_{1i}}{s_{1i}} \right]^2} \\
&= \sqrt{\left(\frac{(0,2124 - 0,2618)}{0,0746} \right)^2 + \left(\frac{(0,0409 - 0,0592)}{0,0275} \right)^2 + \dots + \left(\frac{(0,0407 - 0,0473)}{0,0126} \right)^2} = 2,1644
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
JT_{32} &= \sqrt{\sum_{i=1}^{13} \left[\frac{x_{3i} - \bar{x}_{2i}}{s_{2i}} \right]^2} \\
&= \sqrt{\left(\frac{(0,2124 - 0,1785)}{0,0341} \right)^2 + \left(\frac{(0,0409 - 0,0719)}{0,0272} \right)^2 + \dots + \left(\frac{(0,0407 - 0,0586)}{0,0126} \right)^2} \\
&= 4,1584
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
JT_{33} &= \sqrt{\sum_{i=1}^{13} \left[\frac{x_{3i} - \bar{x}_{3i}}{s_{3i}} \right]^2} \\
&= \sqrt{\left(\frac{(0,2124 - 0,177)}{0,0279} \right)^2 + \left(\frac{(0,0409 - 0,0772)}{0,0292} \right)^2 + \dots + \left(\frac{(0,0407 - 0,0601)}{0,0126} \right)^2} \\
&= 4,7947
\end{aligned}$$

Derajat keanggotaan pengamatan ke-3 pada kelas ke-k sebagai berikut

$$\mu_k(x_3) = \frac{1}{1 + \left(\frac{JT_{3k}}{f_d} \right)^{f_e}}$$

$$\mu_1(x_3) = \frac{1}{1 + \left(\frac{JT_{31}}{f_d} \right)^{f_e}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{2,1644}{2} \right)^2} = 0,4606$$

$$\mu_2(x_3) = \frac{1}{1 + \left(\frac{IT_{32}}{f_d}\right)^{f_e}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{4,1584}{2}\right)^2} = 0,1879$$

$$\mu_3(x_3) = \frac{1}{1 + \left(\frac{IT_{33}}{f_d}\right)^{f_e}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{4,1584}{2}\right)^2} = 0,1482$$

Data pasien ke-3, yaitu x_3 akan memiliki target *fuzzy* ke-k sebagai berikut

$$d_k = \mu_{INT(k)}(x_3)$$

dengan

$$\mu_{INT(k)}(x_3) = \begin{cases} 2(\mu_k(x_3))^2; & 0 \leq \mu_k(x_3) \leq 0,5 \\ 1 - 2(1 - \mu_k(x_3))^2; & 0,5 \leq \mu_k(x_3) \leq 1 \end{cases}$$

$$d_1 = \mu_{INT(1)}(x_3) = 2(\mu_1(x_3))^2 = 2(0,4606)^2 = 0,4243$$

$$d_2 = \mu_{INT(2)}(x_3) = 2(\mu_2(x_3))^2 = 2(0,1879)^2 = 0,0706$$

$$d_3 = \mu_{INT(3)}(x_3) = 2(\mu_3(x_3))^2 = 2(0,1482)^2 = 0,0439$$

Berdasarkan hasil perhitungan diperoleh nilai target *fuzzy* pada kelas 1 sebesar 0,4243, pada kelas 2 sebesar 0,0706, dan pada kelas 3 sebesar 0,0439. Fuzzifikasi target *crisp* pada data pasien lainnya dapat dilakukan dengan langkah yang sama. Hasil fuzzifikasi target *crisp* dapat dilihat pada lampiran 8. Setelah fuzzifikasi dilakukan, maka data *input* dan target *fuzzy* dinormalisasi. Pada tugas akhir ini, arsitektur jaringan *feedforward* pada model FNN menggunakan 1 lapisan tersembunyi. Proses pembelajaran *backpropagation* dilakukan menggunakan fungsi pembelajaran *traingdx*, dengan 13 neuron *input*, 1 lapisan tersembunyi dan 3 neuron *output*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan

tersembunyi dan lapisan *output* adalah *sigmoid biner*. Langkah-langkah penentuan model terbaik adalah

1. Menentukan neuron terbaik pada lapisan tersembunyi

Pada proses pembelajaran *backpropagation*, dilakukan proses *trial and error* untuk memperoleh banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi dengan melihat nilai akurasi tertinggi. Proses pembelajaran dimulai dari arsitektur dengan 1 neuron sampai 10 neuron pada lapisan tersembunyi. Hasil proses pembelajaran terlihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Nilai Akurasi Hasil Pembelajaran Neuron Terbaik

Neuron	Akurasi	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	68%	70%
2	77%	75%
3	65%	75%
4	68%	70%
5	76%	70%
6	78%	65%
7	80%	70%
8	84% *	70% *
9	81%	65%
10	68%	65%

Keterangan: *) Model terbaik

Proses pembelajaran dihentikan setelah menggunakan 10 neuron pada lapisan tersembunyi karena nilai akurasinya cenderung turun. Pada tabel 3.2 terlihat bahwa nilai akurasi yang tertinggi antara data *training* maupun data *testing* terletak pada struktur jaringan yang terbentuk dengan 8 neuron pada lapisan tersembunyi. Oleh karena itu, model yang digunakan adalah 8 neuron pada lapisan tersembunyi.

2. Eliminasi *input*

Setelah mencari banyak neuron terbaik, langkah selanjutnya adalah eliminasi *input* untuk mendapatkan model terbaik. Eliminasi *input* dilakukan dengan 8 neuron. *Input* terbaik adalah yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi. Nilai akurasi dari eliminasi *input* terlihat pada Tabel 3.3.

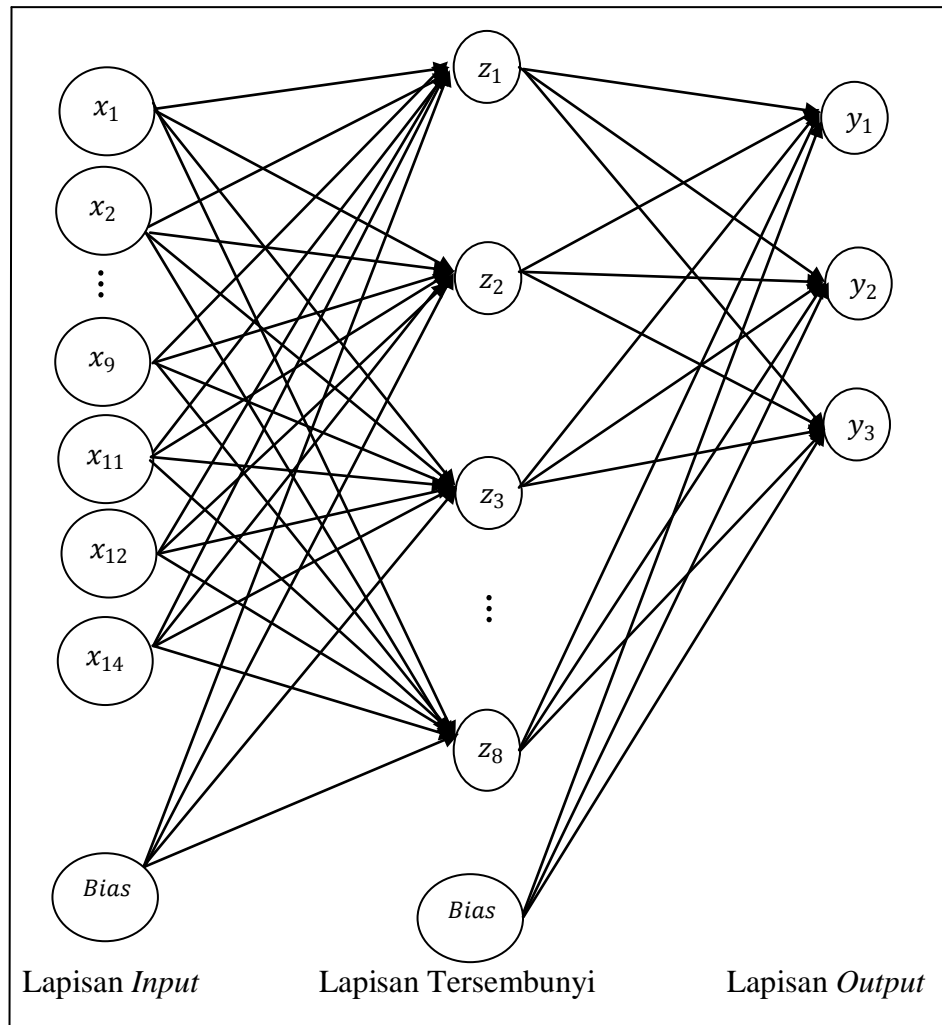
Tabel 3.3 Nilai Akurasi Hasil Pembelajaran Eliminasi *Input*

Variabel	Akurasi	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
X2	85%	75%
X2, X8	84%	70%
X2, X13*	89%*	79%*
X2, X11, X13	83%	75%
X2, X12, X13	81%	70%
X2, X13, X14	83%	60%

Keterangan: *) Model Terbaik

Berdasarkan Tabel 3.3 nilai akurasi tertinggi terdapat pada saat variabel X2 dan variabel X13 dieliminasi. Jadi model FNN terbaik untuk klasifikasi kanker payudara yang digunakan memiliki arsitektur jaringan dengan 11 neuron pada lapisan *input*, 1 lapisan tersembunyi dengan 8 neuron dan 3 neuron pada lapisan *output*. Arsitektur jaringan ini terpilih karena pada proses pembelajaran terhadap data *training* maupun data *testing* menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi.

Arsitektur jaringan *feedforward* FNN untuk model terbaik terdapat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Arsitektur *Fuzzy Neural Network* dengan satu lapisan tersembunyi, 11 *input*, 8 *neuron* pada lapisan tersembunyi, dan 3 *output*

Salah satu contoh perhitungan klasifikasi tumor payudara dengan model FNN menggunakan data pasien ke-3 (Lampiran 5). Berdasarkan hasil pembelajaran FNN menggunakan algoritma *backpropagation* dengan MATLAB diperoleh nilai v_{0j}, v_{ij}, w_{0k} dan w_{jk} (Lampiran 14). Operasi keluaran lapisan *input* ke- j lapisan tersembunyi:

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

$$z_{in_1} = v_{01} + \sum_{i=1}^{11} x_i v_{i1}$$

$$= -2,5863$$

$$+ ((0,21235 \times 0,492833) + (0,995222 \times 0,767418) + \dots$$

$$+ (0,040748 \times 0,22123)) = -7,3492$$

$$z_{in_2} = v_{02} + \sum_{i=1}^{11} x_i v_{i2}$$

$$= -2,23473$$

$$+ ((0,21235 \times 0,533702) + (0,995222 \times 0,654949) + \dots$$

$$+ (0,040748 \times 0,414401)) = -3,0683$$

⋮

$$z_{in_8} = v_{08} + \sum_{i=1}^{11} x_i v_{i8}$$

$$= 2,357052$$

$$+ ((0,21235 \times 0,072924) + (0,995222 \times -0,5967) + \dots$$

$$+ (0,040748 \times 0,375891)) = 16,1786$$

Sehingga

$$z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_j}}}$$

$$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_1}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-7,3492)}} = 0,0006$$

$$z_2 = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_2}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-3,0683)}} = 0,0444$$

⋮

$$z_8 = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_8}}} = \frac{1}{1 + e^{-16,1786}} = 1$$

Operasi keluaran pada lapisan tersembunyi menuju ke lapisan *output*:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^8 w_{jk} \cdot z_j$$

$$y_{in_1} = w_{01} + \sum_{j=1}^8 w_{j1} \cdot z_j$$

$$= 5,0675$$

$$+ ((-0,9637 \times 0,0006) + (-3,59533 \times 0,0444) + \dots$$

$$+ (2,0002 \times 1)) = 8,2497$$

$$y_{in_2} = w_{02} + \sum_{j=1}^8 w_{j2} \cdot z_j =$$

$$= 2,86943$$

$$+ ((0,560012 \times 0,0006) + (0,254299 \times 0,0444) + \dots$$

$$+ (0,40838 \times 1)) = -3,3421$$

$$y_{in_3} = w_{03} + \sum_{j=1}^8 w_{j3} \cdot z_j = -0,80499 + ((-3,6939 \times 0,0006) +$$

$$(2,431278 \times 0,0444) + \dots + (-3,62452 \times 1)) = -3,4963$$

sehingga

$$y_1^* = f(y_{in_1}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_1}}} = \frac{1}{1 + e^{-(8,2497)}} = 0,9997$$

$$y_2^* = f(y_{in_2}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_2}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-3,3421)}} = 0,0342$$

$$y_3^* = f(y_{in_3}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_3}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-3,4963)}} = 0,0294$$

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai $y_1^* = 0,9997$; $y_2^* = 0,0342$ dan $y_3^* = 0,0294$ kemudian dinormalisasikan menggunakan MATLAB menggunakan fungsi *poststd* sehingga diperoleh $y_1 = 0,3156$; $y_2 = 0,2529$ dan $y_3 = 0,2334$. Nilai derajat keanggotaan terbesar adalah y_1 , sehingga hasil klasifikasi menunjukkan pasien tidak memiliki tumor (normal). Klasifikasi pasien lainnya dapat dilakukan dengan langkah yang sama.

C. Pengukuran Ketepatan Klasifikasi

Hasil pembelajaran dapat memberikan hasil klasifikasi yang tidak tepat. Untuk menghitung ketepatan hasil klasifikasi dapat digunakan ukuran statistik kinerja dari klasifikasi, yaitu sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi. Ketiga ukuran statistik kinerja tersebut dapat digunakan dengan menentukan terlebih dahulu nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*. Kejadian yang meliputi

1. *True Positive*

- a. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor jinak dan hasil pembelajaran menyatakan tumor jinak.
- b. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor ganas dan hasil pembelajaran menyatakan tumor ganas.
- c. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor jinak dan hasil pembelajaran menyatakan tumor ganas.

- d. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor ganas dan hasil pembelajaran menyatakan tumor jinak.

2. *True Negative*

Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor ganas dan hasil pembelajaran menyatakan tumor jinak.

3. *False Positive*

- a. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor jinak dan hasil pembelajaran menyatakan normal.
- b. Diagnosa citra mammografi menyatakan tumor ganas dan hasil pembelajaran menyatakan normal.

4. *False Negative*

- a. Diagnosa citra mammografi menyatakan normal dan hasil pembelajaran menyatakan tumor jinak.
- b. Diagnosa citra mammografi menyatakan normal dan hasil pembelajaran menyatakan tumor ganas.

Berdasarkan hasil pembelajaran pada data *training* (lampiran 12) dan data *testing* (lampiran 13) dapat dihitung ukuran statistik kinerja.

1. *Data Training*

- a. $Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% = \frac{48}{48+2} \times 100\% = 96\%$
- b. $Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% = \frac{18}{18+6} \times 100\% = 75\%$
- c. $Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{48+18}{48+18+6+2} \times 100\% = 89\%$

2. Data Testing

$$\text{a. } \text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% = \frac{10}{10+3} \times 100\% = 77\%$$

$$\text{b. } \text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% = \frac{5}{5+1} \times 100\% = 83\%$$

$$\text{c. } \text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{10+5}{10+5+1+3} \times 100\% = 79\%$$

Pada data *training*, tingkat sensitivitas 96% artinya pasien yang memiliki tumor payudara berpeluang 0,96 untuk dinyatakan positif memiliki tumor. Spesifisitas data *training* 75%, artinya pasien yang tidak memiliki tumor payudara berpeluang 0,75 untuk dinyatakan positif tidak memiliki tumor. Akurasi pada data *testing* 89% artinya hasil diagnosa akurat 0,89 baik untuk pasien yang memiliki tumor payudara maupun tidak memiliki tumor payudara.

Pada data *testing*, tingkat sensitivitas 77% artinya pasien yang memiliki tumor payudara berpeluang 0,77 untuk dinyatakan positif memiliki tumor. Spesifitas data *training* 83%, artinya pasien yang tidak memiliki tumor payudara berpeluang 0,83 untuk dinyatakan positif tidak memiliki tumor. Akurasi pada data *testing* 79% artinya hasil diagnosa akurat 0,79 baik untuk pasien yang memiliki tumor payudara maupun tidak memiliki tumor payudara.

BAB IV

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil klasifikasi tumor payudara menggunakan model *Fuzzy Neural Network* (FNN) dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Prosedur pembentukan model FNN untuk klasifikasi kanker payudara yaitu,
 - a. Ekstraksi citra mammografi untuk mendapatkan parameter-parameter statistik, yaitu energi, kontras, korelasi, *sum of squares*, *inverse difference moment*, *sum average*, *sum variance*, *sum entropy*, *entropy*, *difference variance*, *difference entropy*, maksimum probabilitas, homogenitas, dan *dissimilarity*.
 - b. Menentukan variabel *input*, yaitu parameter-parameter statistik dari hasil ekstraksi citra mammografi dan variabel *output*, yaitu klasifikasi tumor payudara.
 - c. Membagi data menjadi 2 yaitu 80% data *training* dan 20% data *testing*.
 - d. Fuzzifikasi data, yaitu pemetaan himpunan *crisp* ke himpunan *fuzzy*.
 - e. Normalisasi data, yaitu membawa data ke bentuk normal yang memiliki *mean*=0 dan *standar deviasi*=1.
 - f. Pembentukan model terbaik, yaitu dengan menentukan banyak neuron terbaik pada lapisan tersembunyi menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan menentukan *input* yang optimal dengan cara *trial*

and error. Model yang terbaik adalah model yang memiliki nilai akurasi tertinggi.

- g. Denormalisasi data, yaitu proses pengembalian nilai ternormalisasi *output* jaringan ke nilai sebenarnya.
 - h. Defuzzifikasi *output fuzzy* dari hasil klasifikasi untuk mendapatkan nilai *crisp* menggunakan metode *Largest of Maximum Defuzzifier*. Solusi *crisp* dari metode ini diperoleh dengan mengambil nilai terbesar dari domain yang memiliki derajat keanggotaan maksimum.
2. Penerapan model FNN yang digunakan untuk klasifikasi kanker payudara menghasilkan model terbaik yang diperoleh dengan 1 lapisan tersembunyi, 11 neuron pada lapisan *input*, 8 neuron pada lapisan tersembunyi dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dan 3 neuron pada lapisan *output* dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Sebelas *input* yang digunakan adalah energi (X1), korelasi (X3), *sum of squares* (X4), *inverse difference moment* (X5), *sum average* (X6), *sum variance* (X7), *sum entropy* (X8), *entropy* (X9), *difference entropy* (X11), maksimum probabilitas (X12), dan *dissimilarity* (X14). Klasifikasi kanker payudara dengan model FNN menghasilkan nilai sensitivitas, spesifisitas, akurasi secara berurutan sebesar 96%, 75%, 89% pada data *training* dan 77%, 83%, 79% pada data *testing*.

B. Saran

Dalam penulisan tugas ini dibahas mengenai model FNN untuk klasifikasi tumor payudara dengan *input* 14 parameter statistik dari hasil ekstraksi citra mammografi menggunakan program MATLAB. Untuk penulisan tugas akhir

selanjutnya, disarankan agar dapat menerapkan model FNN pada kasus klasifikasi lain menggunakan *input* hasil ekstraksi gambar selain 14 parameter statistik yang telah digunakan. Tugas akhir selanjutnya juga dapat dilakukan menggunakan algoritma pembelajaran jaringan selain *traingdx*, dan membuat nilai parameter yang berbeda dengan tugas akhir ini. Pembuatan aplikasi dengan metode FNN juga dapat dilakukan untuk mempermudah penggunaanya dan mempersingkat waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Haris R. (2014). Content Based Batik Image Classification Using Wavelet Transform and Fuzzy Neural Network. *Journal of Computer Science*, Vol.10, Hlm.604-213.
- Achmad Fauqy Ashari, Wiwik Anggraeni, & Ahmad Mukhlason. (2012). Implementasi Fuzzy Neural Network pada Sistem Cerdas untuk Pendeteksian dan Penangan Dini Penyakit Sapi. *Jurnal Teknik Pomits*, Vol. 1, No. 1, Hlm. 1-6.
- Adam Mizza Zamani, Bilqis Amaliah & Abdul Munif. (2012). Implementasi Algoritma Genetika pada Struktur Backpropagation Neural Network untuk Klasifikasi Kanker Payudara. *Jurnal Teknik Institut Teknologi Surabaya*, Vol.1, Hlm.222-227.
- American Cancer Society. (2013). *Breast Cancer Facts and Figures 2013-2014*. Atlanta: American Cancer Society Inc.
- Anami, Basavaraj S. & Burkpalli, Vishwanath C. (2009). Texture Based Identification and Classification of Bulk Sugary Food Object. *ICGST-GVIP Journal*, Vol. 9, Issue 4, Hlm. 9-14.
- Avinash Uppuluri. (2008). *GLCM Texture Features*. Diakses dari http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22187-gldm-textures/content/GLCM_Features1.m pada tanggal 1 April 2014.
- Eshlaghy, *et al.* (2013). Using Three Machine Learning Techniques for Predicting Breast Cancer Recurrence. *J Health & Medical Informatics*, Vol. 4, Issue 2, Hlm. 1-3.
- Fausset, L. (1994). *Fundamental Of Neural Network*. Upper Saddle River: Prentice Hall Inc.
- Gadkari, Dhanashree. (2000). *Image Quality Analysis Using GLCM*. Orlando: University of Central Florida.
- Gonzalez, Rafael C. & Woods, Richard E. (2002). *Digital Image Processing 2nd Edition*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Haralick, Robert M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics*, Vol. 3, Hlm. 610-621.
- Haykin, S. (1999). *Neural Network: A Comprehensive Foundation*. New York: Prentice Hall.

- Hota, H.S., Shrivasa, A.K., Singhai, S.K. (2013). Artificial Neural Network, Decision Tree and Statistical Techniques Applied for Designing and Developing E-mail Classifier. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, Issue 6, Hlm. 164-169.
- Isselbacher, *et al.* (2000). *Harrison Prinsip-prinsip Ilmu Penyakit Dalam*. (Alih bahasa: Ahmad H. Asdie). Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.
- Jain, R., Kasturi R. & Schunck, Brian G. (1995). *Machine Vision*. New York: McGraw-Hill Inc.
- Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, Eiji. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Lin, C.-T. & Lee, George. (1996). *Neuro Fuzzy Systems*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Maureen M. Magdalena. (2014). *Statistik Penderita Kanker di Indonesia*. Diakses dari <http://www.deherba.com/statistik-penderita-kanker-di-indonesia.html> pada tanggal 5 Februari 2014.
- McGinley, B., *et al.* (2010). Spikine Neural Network for Breast Cancer Classification using Radar Target Signatures. *Progress in Electromagnetics Research C*, Vol. 17, Hlm. 79-94.
- Mohanaiah, P., Sathyanarana, P. & GuruKumar, L. (2013). Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach. *International Journal of Scientific and Research Publications*, Vol. 3, Hlm. 1-5.
- National Breast Cancer Foundation. (2012). *Breast Tumors*. Diakses dari <http://www.nationalbreastcancer.org/breast-tumors> pada tanggal 20 Maret 2014.
- Nina Siti M. & Nuryani. (2013). *Kanker payudara dan PMS pada Kehamilan*. Yogyakarta: Nuha Medika.
- Padmavathi, J. (2011). A Comparative Study on Breast Cancer Prediction Using Radial Basis Function and Multilayer Perceptron. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, Vol. 2, Issue 1, ISSN 2229-5518, Hlm. 1-5.
- Pal, Sankar K. & Mitra, S. (1992). Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, Hlm. 683-697.
- Ray, Ajoy K. & Acharya, Tinku. (2005). *Image Processing Principles and Applications*. Hoboken: John Wiley & Sons Inc.
- Retno Nugroho Widhiasih, Sugi Guritman, & Parapto Tri Supriyo. (2012). Identifikasi Tahap Kematangan Buah Manggis Berdasarkan Warna

- Menggunakan Fuzzy Neural Network. *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, Vol. 22, Hlm. 82-91.
- Ribar, *et al.* (2006). Classification of Breast Cancer Luminescence Data Using Self-Organizing Mapping Neural Network. *FME Transactions*, Vol. 34, Hlm. 87-91.
- Ross, Timothy. (2004). *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. England: John Wiley & Sons Ltd.
- Samarangsinghe, S. (2007). *Neural Networks for Applied Sciences and Engineering*. New York: Auerbach Publications.
- Sharma, M. & Mukharjee, S. (2014). Fuzzy C-Means, ANFIS, and Genetic Algorithm for Segmenting Astrocytoma-A Type of Brain Tumor. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, Vol. 3, Hlm. 16-23.
- Soh, L. & Tsatsoulis, C. (1999). Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 2, Hlm. 780-795.
- Sri Kusumadewi. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sri Kusumadewi. (2006). Fuzzy Backpropagation untuk Klasifikasi Pola (Studi Kasus: Klasifikasi Kualitas Produk). *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, ISSN: 1907-5022, Hlm. 37-42.
- Sri Kusumadewi, dkk. (2006). *Fuzzy Multi-Attribute Decision Making*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sri Kusumadewi & Sri Hartati. (2010). *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sri Yulianto J.P., Yessica Nataliani & Anton Kurniawan. (2009). Penerapan Logika Fuzzy pada Sistem Deteksi Tepi Aplikasi Computer Assisted Diagnosis Kanker Payudara. *Jurnal Teknologi Informasi*, Vol.6, Hlm.90-100.
- The Pilot European Image Processing Archive. (2003). Diakses dari <http://peipa.essex.ac.uk/pix/mias/> pada tanggal 18 Maret 2013.
- Wang, Li-Xin. (1997). *A Course in Fuzzy Systems and Control*. Upper Saddle River: Prentice-Hall International Inc.
- Wong, Hwee B. & Lim, Gek Hsiang. (2011). Measures of Diagnostic Accuracy: Sensitivity, Specificity, PPV and NPV. *Proceedings of Singapore Healthcare*, Vol. 20, No. 4, Hlm. 316-318

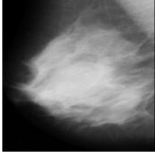
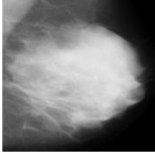
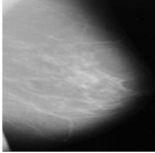
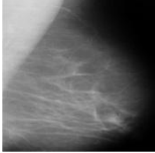
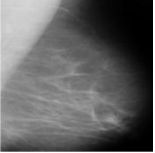
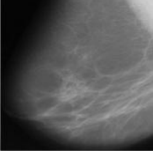
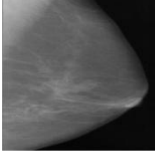
Yeung, *et al.* (2010). *Sensitivity Analysis for Neural Network*. London: Springer.

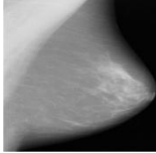
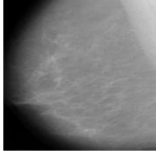
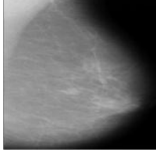
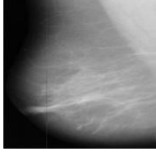
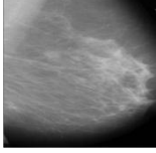
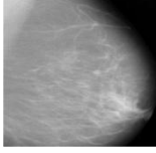
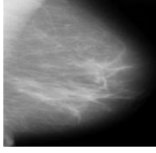
Zimmermann. (1991). *Fuzzy Sets Theory and its Applications* 2nd edition.
Massachusetts: Kluwer Academic Publishers.

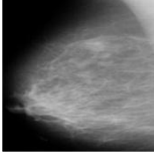
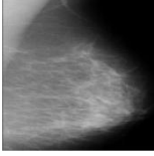
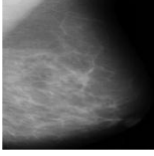
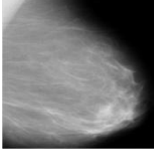
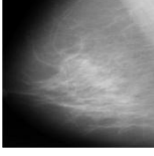
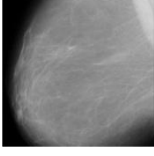
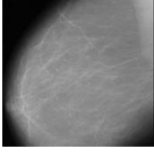
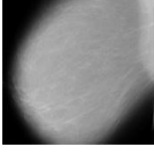
LAMPIRAN

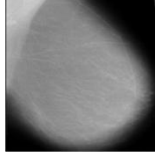
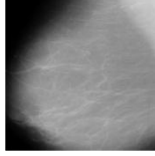
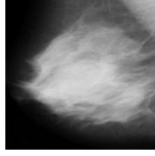
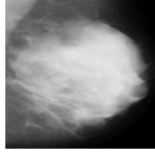
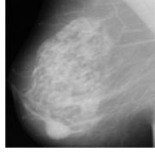
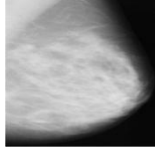
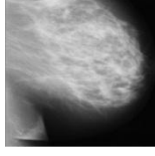
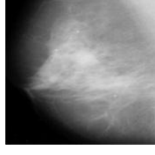
Lampiran 1

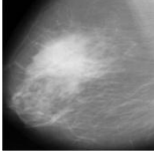
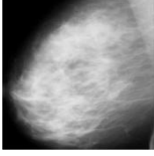
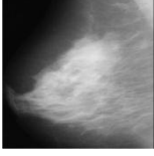
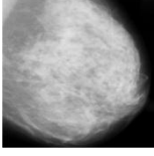
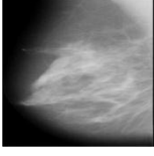
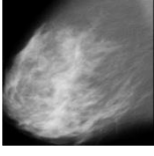
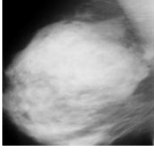
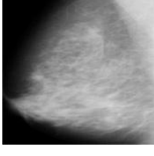
Citra Mammografi Data *Training*

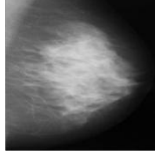
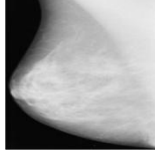
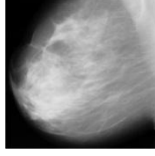
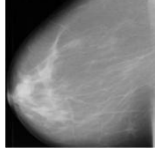
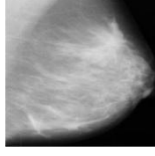
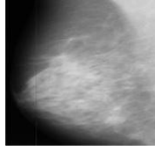
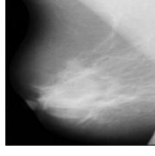
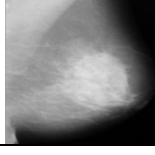
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
1.	Normal	
2.	Normal	
3.	Normal	
4.	Normal	
5.	Normal	
6.	Normal	
7.	Normal	

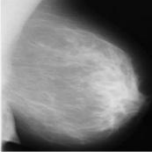
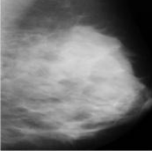
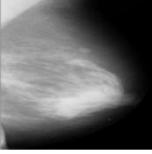
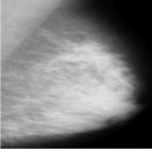
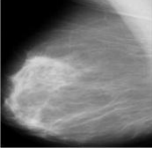
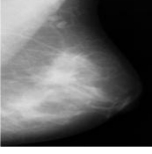
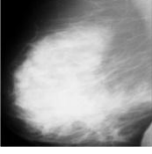
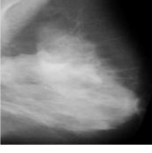
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
8.	Normal	
9.	Normal	
10.	Normal	
11.	Normal	
12.	Normal	
13.	Normal	
14.	Normal	

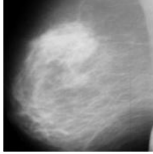
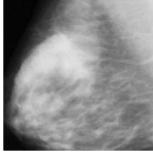
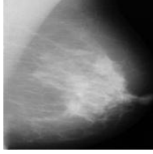
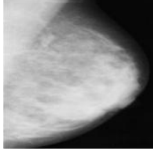
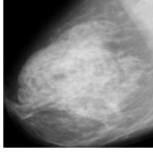
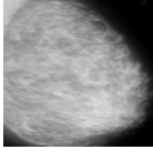
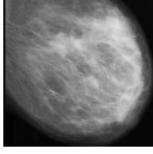
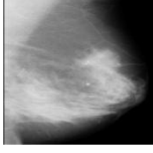
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
15.	Normal	
16.	Normal	
17.	Normal	
18.	Normal	
19.	Normal	
20.	Normal	
21.	Normal	
22.	Normal	

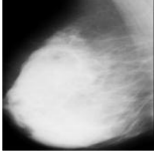
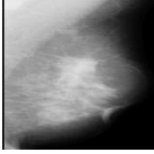
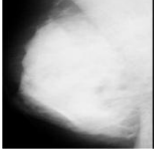
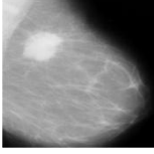
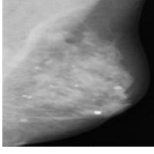
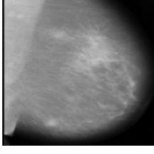
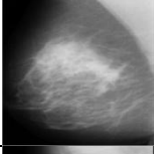
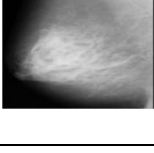
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
23.	Normal	
24.	Normal	
25.	Tumor Jinak	
26.	Tumor Jinak	
27.	Tumor Jinak	
28.	Tumor Jinak	
29.	Tumor Jinak	
30.	Tumor Jinak	

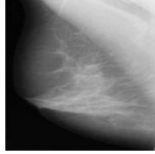
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
31.	Tumor Jinak	
32.	Tumor Jinak	
33.	Tumor Jinak	
34.	Tumor Jinak	
35.	Tumor Jinak	
36.	Tumor Jinak	
37.	Tumor Jinak	
38.	Tumor Jinak	

No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
39.	Tumor Jinak	
40.	Tumor Jinak	
41.	Tumor Jinak	
42.	Tumor Jinak	
43.	Tumor Jinak	
44.	Tumor Jinak	
45.	Tumor Jinak	
46.	Tumor Jinak	

No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
47.	Tumor Jinak	
51.	Tumor Jinak	
52.	Tumor Ganas	
53.	Tumor Ganas	
54.	Tumor Ganas	
55.	Tumor Ganas	
56.	Tumor Ganas	
57.	Tumor Ganas	

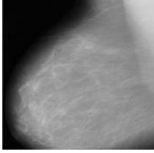
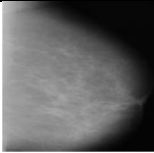
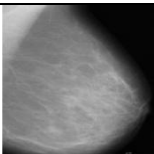
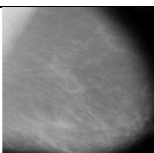
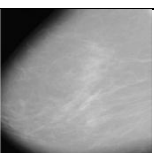
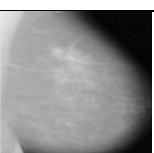
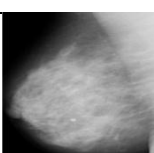
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
58.	Tumor Jinak	
59.	Tumor Jinak	
60.	Tumor Ganas	
61.	Tumor Ganas	
62.	Tumor Ganas	
63.	Tumor Ganas	
64.	Tumor Ganas	
65.	Tumor Ganas	

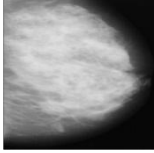
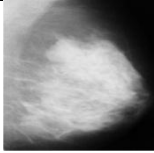
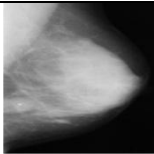
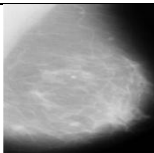
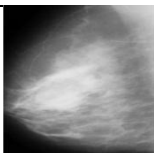
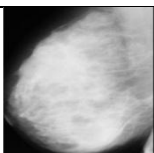
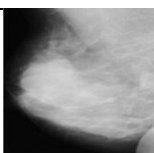
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
66.	Tumor Ganas	
67.	Tumor Ganas	
68.	Tumor Ganas	
69.	Tumor Ganas	
70.	Tumor Ganas	
71.	Tumor Ganas	
72.	Tumor Ganas	
73.	Tumor Ganas	

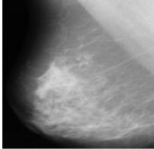
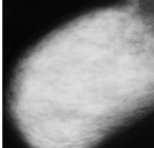
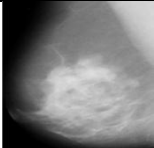
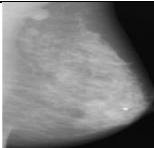
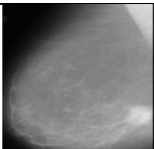
No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
74.	Tumor Ganas	

Lampiran 2

Citra Mammografi Data *Testing*

No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
1.	Normal	
2.	Normal	
3.	Normal	
4.	Normal	
5.	Normal	
6.	Normal	
7.	Tumor Jinak	

No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
8.	Tumor Jinak	
9.	Tumor Jinak	
10.	Tumor Jinak	
11.	Tumor Jinak	
12.	Tumor Jinak	
13.	Tumor Ganas	
14.	Tumor Ganas	

No.	Target	Gambar <i>Grayscale</i>
15.	Tumor Ganas	
16.	Tumor Ganas	
17.	Tumor Ganas	
18.	Tumor Ganas	
19.	Tumor Ganas	

Lampiran 3 M-file GLCM Ekstraksi 14 Parameter Statistik

(dapat diunduh di http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22187-glcmm-textures/content/GLCM_Features1.m)

```
function [out] = GLCM_Features1(glcmin,pairs)
if ((nargin > 2) || (nargin == 0))
    error('Too many or too few input arguments. Enter GLCM and pairs.');
```

```
elseif ( (nargin == 2) )
    if ((size(glcmin,1) <= 1) || (size(glcmin,2) <= 1))
        error('The GLCM should be a 2-D or 3-D matrix.');
```

```
    elseif ( size(glcmin,1) ~= size(glcmin,2) )
        error('Each GLCM should be square with NumLevels rows and NumLevels cols');
```

```
    end
elseif (nargin == 1) % only GLCM is entered
    pairs = 0; % default is numbers and input 1 for percentage
    if ((size(glcmin,1) <= 1) || (size(glcmin,2) <= 1))
        error('The GLCM should be a 2-D or 3-D matrix.');
```

```
    elseif ( size(glcmin,1) ~= size(glcmin,2) )
        error('Each GLCM should be square with NumLevels rows and NumLevels cols');
```

```
    end
end

format long e
if (pairs == 1)
    newn = 1;
    for nglcm = 1:2:size(glcmin,3)
        glcm(:, :, newn) = glcmin(:, :, nglcm) + glcmin(:, :, nglcm+1);
        newn = newn + 1;
    end
elseif (pairs == 0)
    glcm = glcmin;
end

size_glcmm_1 = size(glcmm,1);
size_glcmm_2 = size(glcmm,2);
size_glcmm_3 = size(glcmm,3);
% checked
out.autoc = zeros(1,size_glcmm_3); % Autocorrelation: [2]
out.contr = zeros(1,size_glcmm_3); % Contrast: matlab/[1,2]
out.corrmm = zeros(1,size_glcmm_3); % Correlation: matlab
out.corrp = zeros(1,size_glcmm_3); % Correlation: [1,2]
out.cprom = zeros(1,size_glcmm_3); % Cluster Prominence: [2]
out.cshad = zeros(1,size_glcmm_3); % Cluster Shade: [2]
out.dissi = zeros(1,size_glcmm_3); % Dissimilarity: [2]
out.energ = zeros(1,size_glcmm_3); % Energy: matlab / [1,2]
out.entro = zeros(1,size_glcmm_3); % Entropy: [2]
out.homom = zeros(1,size_glcmm_3); % Homogeneity: matlab
out.homop = zeros(1,size_glcmm_3); % Homogeneity: [2]
out.maxpr = zeros(1,size_glcmm_3); % Maximum probability: [2]
out.sosvh = zeros(1,size_glcmm_3); % Sum of squares: Variance [1]
out.savgh = zeros(1,size_glcmm_3); % Sum average [1]
```

```

out.svarh = zeros(1,size_glc_m_3); % Sum variance [1]
out.senth = zeros(1,size_glc_m_3); % Sum entropy [1]
out.dvarh = zeros(1,size_glc_m_3); % Difference variance [4]
%out.dvarh2 = zeros(1,size_glc_m_3); % Difference variance [1]
out.denth = zeros(1,size_glc_m_3); % Difference entropy [1]
out.inflh = zeros(1,size_glc_m_3); % Information measure of
correlation1 [1]
out.inf2h = zeros(1,size_glc_m_3); % Informaiton measure of
correlation2 [1]
%out.mxcch = zeros(1,size_glc_m_3); % maximal correlation
coefficient [1]
%out.invdc = zeros(1,size_glc_m_3); % Inverse difference (INV) is
homom [3]
out.indnc = zeros(1,size_glc_m_3); % Inverse difference normalized
(INN) [3]
out.idmnc = zeros(1,size_glc_m_3); % Inverse difference moment
normalized [3]

glcm_sum = zeros(size_glc_m_3,1);
glcm_mean = zeros(size_glc_m_3,1);
glcm_var = zeros(size_glc_m_3,1);

% the values of correlation that are provided by matlab.
u_x = zeros(size_glc_m_3,1);
u_y = zeros(size_glc_m_3,1);
s_x = zeros(size_glc_m_3,1);
s_y = zeros(size_glc_m_3,1);
% checked p_x p_y p_xplusy p_xminusy
p_x = zeros(size_glc_m_1,size_glc_m_3); % Ng x #glcms[1]
p_y = zeros(size_glc_m_2,size_glc_m_3); % Ng x #glcms[1]
p_xplusy = zeros((size_glc_m_1*2 - 1),size_glc_m_3); %[1]
p_xminusy = zeros((size_glc_m_1),size_glc_m_3); %[1]
% checked hxy hxy1 hxy2 hx hy
hxy = zeros(size_glc_m_3,1);
hxy1 = zeros(size_glc_m_3,1);
hx = zeros(size_glc_m_3,1);
hy = zeros(size_glc_m_3,1);
hxy2 = zeros(size_glc_m_3,1);

for k = 1:size_glc_m_3 % number glcms
    glcm_sum(k) = sum(sum(glcm(:, :, k)));
    glcm(:, :, k) = glcm(:, :, k) ./ glcm_sum(k); % Normalize each glcm
    glcm_mean(k) = mean2(glcm(:, :, k)); % compute mean after norm
    glcm_var(k) = (std2(glcm(:, :, k)))^2;

    for i = 1:size_glc_m_1
        for j = 1:size_glc_m_2
            out.contr(k) = out.contr(k) + (abs(i -
j))^2.*glcm(i, j, k);
            out.dissi(k) = out.dissi(k) + (abs(i -
j)*glcm(i, j, k));
            out.energ(k) = out.energ(k) + (glcm(i, j, k).^2);
            out.entro(k) = out.entro(k) -
(glcm(i, j, k)*log(glcm(i, j, k) + eps));
            out.homom(k) = out.homom(k) + (glcm(i, j, k)/( 1 +
abs(i-j) ));

```

```

        out.homop(k) = out.homop(k) + (glcm(i,j,k)/(1 + (i -
j)^2));
        out.sosvh(k) = out.sosvh(k) + glcm(i,j,k)*((i -
glcm_mean(k))^2);
        out.indnc(k) = out.indnc(k) + (glcm(i,j,k)/(1 +
(abs(i-j)/size_glcm_1)));
        out.idmnc(k) = out.idmnc(k) + (glcm(i,j,k)/(1 + ((i -
j)/size_glcm_1)^2));
        u_x(k) = u_x(k) + (i)*glcm(i,j,k);
        u_y(k) = u_y(k) + (j)*glcm(i,j,k);
    end

end

out.maxpr(k) = max(max(glcm(:, :, k)));
end
for k = 1:size_glcm_3

    for i = 1:size_glcm_1

        for j = 1:size_glcm_2
            p_x(i,k) = p_x(i,k) + glcm(i,j,k);
            p_y(i,k) = p_y(i,k) + glcm(j,i,k);
            if (ismember((i + j), [2:2*size_glcm_1]))
                p_xplusy((i+j)-1,k) = p_xplusy((i+j)-1,k) +
glcm(i,j,k);
            end
            if (ismember(abs(i-j), [0:(size_glcm_1-1)]))
                p_xminusy((abs(i-j))+1,k) = p_xminusy((abs(i-
j))+1,k) + ...
                    glcm(i,j,k);
            end
        end
    end
end
% computing sum average, sum variance and sum entropy:
for k = 1:(size_glcm_3)

    for i = 1:(2*(size_glcm_1)-1)
        out.savgh(k) = out.savgh(k) + (i+1)*p_xplusy(i,k);
        % the summation for savgh is for i from 2 to 2*Ng hence
(i+1)
        out.senth(k) = out.senth(k) -
(p_xplusy(i,k)*log(p_xplusy(i,k) + eps));
    end
end
% compute sum variance with the help of sum entropy
for k = 1:(size_glcm_3)

    for i = 1:(2*(size_glcm_1)-1)
        out.svarh(k) = out.svarh(k) + (((i+1) -
out.senth(k))^2)*p_xplusy(i,k);
    end
end
% compute difference variance, difference entropy,
for k = 1:size_glcm_3

```

```

        for i = 0:(size_glcmm_1-1)
            out.denth(k) = out.denth(k) -
(p_xminusy(i+1,k)*log(p_xminusy(i+1,k) + eps));
            out.dvarh(k) = out.dvarh(k) + (i^2)*p_xminusy(i+1,k);
        end
    end
    % compute information measure of correlation(1,2) [1]
    for k = 1:size_glcmm_3
        hxy(k) = out.entro(k);
        for i = 1:size_glcmm_1
            for j = 1:size_glcmm_2
                hxy1(k) = hxy1(k) - (glcmm(i,j,k)*log(p_x(i,k)*p_y(j,k)
+ eps));
                hxy2(k) = hxy2(k) -
(p_x(i,k)*p_y(j,k)*log(p_x(i,k)*p_y(j,k) + eps));
            end
            hx(k) = hx(k) - (p_x(i,k)*log(p_x(i,k) + eps));
            hy(k) = hy(k) - (p_y(i,k)*log(p_y(i,k) + eps));
        end
        out.inflh(k) = ( hxy(k) - hxy1(k) ) / ( max([hx(k),hy(k)] ) );
        out.inf2h(k) = ( 1 - exp( -2*( hxy2(k) - hxy(k) ) ) ) ^0.5;
    end

    corm = zeros(size_glcmm_3,1);
    corp = zeros(size_glcmm_3,1);
    for k = 1:size_glcmm_3
        for i = 1:size_glcmm_1
            for j = 1:size_glcmm_2
                s_x(k) = s_x(k) + (((i) - u_x(k))^2)*glcmm(i,j,k);
                s_y(k) = s_y(k) + (((j) - u_y(k))^2)*glcmm(i,j,k);
                corp(k) = corp(k) + ((i)*(j))*glcmm(i,j,k);
                corm(k) = corm(k) + (((i) - u_x(k))*((j) -
u_y(k))*glcmm(i,j,k));
                out.cprom(k) = out.cprom(k) + (((i + j - u_x(k) -
u_y(k))^4)*...
                    glcmm(i,j,k));
                out.cshad(k) = out.cshad(k) + (((i + j - u_x(k) -
u_y(k))^3)*...
                    glcmm(i,j,k));
            end
        end
        s_x(k) = s_x(k) ^0.5;
        s_y(k) = s_y(k) ^ 0.5;
        out.autoc(k) = corp(k);
        out.corrp(k) = (corp(k) - u_x(k)*u_y(k))/(s_x(k)*s_y(k));
        out.corrm(k) = corm(k) / (s_x(k)*s_y(k));
    end
end

```


Lampiran 4 M-file Program *Graphical User Inteface* (GUI)

```
function varargout = gldm_baru(varargin)
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @gldm_baru_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @gldm_baru_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [] , ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargin
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% Kode di atas tidak boleh diedit

function gldm_baru_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles,
varargout)
set(handles.pushbutton_proses,'enable','off');
set(handles.pushbutton_reset,'enable','off');
set(handles.uitable_fitur,'enable','off');

handles.output = hObject;

guidata(hObject, handles);
function varargout = gldm_baru_OutputFcn(hObject, eventdata,
handles)
varargout{1} = handles.output;

function pushbutton_keluar_Callback(hObject, eventdata, handles)
close;
```

```

function pushbutton_buka_Callback(hObject, eventdata, handles)
[FileName,PathName] = uigetfile('*.jpg');
if isempty(FileName)
    return
end
global I;
Filedata=[PathName,FileName];
I=imread(Filedata);
I=imresize(I,[256 256]);
axes(handles.axes_gray);
imshow(I);
set(handles.edit_alamat,'String',[PathName FileName]);
set(handles.pushbutton_proses,'enable','on');
set(handles.pushbutton_reset,'enable','on');
set(handlesuitable_fitur,'enable','on');

function edit_alamat_Callback(hObject, eventdata, handles)

function edit_alamat_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUiControlBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% Tombol proses pada GUI
function pushbutton_proses_Callback(hObject, eventdata, handles)
global I;
global P;
GLCM=graycomatrix(I);
stats_1 = GLCM_Features1(GLCM,0);
P(1,:)=stats_1.energ;% Energy
P(2,:)=stats_1.contr;% Contrast
P(3,:)=stats_1.corrm;% Correlation
P(4,:)=stats_1.sosvh;% Sum of Squares
P(5,:)=stats_1.idmnc;% Inverse difference moment
P(6,:)=stats_1.savgh;% Sum average
P(7,:)=stats_1.svarh;% Sum variance

```

```

P(8,:)=stats_1.senth;% Sum Entropy
P(9,:)=stats_1.entro;% Entropy
P(10,:)=stats_1.dvarh;% Difference variance
P(11,:)=stats_1.denth;% Difference Entropy
P(12,:)=stats_1.maxpr;% Information measure of correlation1
P(13,:)=stats_1.homom;% Information measure of correlation2
P(14,:)=stats_1.dissi;% Dissimilarity
nama={'Energy','Contrast','Correlation','Sum of
Squares','IDM','Sum average','Sum Variance','Sum
Entropy','Entropy','Diff. Variance',...
'Diff. Entropy','Max.
Probability','Homogeneity','Dissimilarity'};
set(handles.uitable_fitur,'Data',P,'ColumnName',nama);

function axes_gray_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
axis off

% Tombol reset pada GUI
function pushbutton_reset_Callback(hObject, eventdata, handles)
global I;
I=[];
axes(handles.axes_gray);
imshow(I);
set(handles.uitable_fitur,'Data','', 'ColumnName','');
set(handles.pushbutton_proses,'enable','off');
set(handles.pushbutton_reset,'enable','off');
set(handles.uitable_fitur,'enable','off');
set(handles.edit_alamat,'String','');

% Tombol save pada GUI
function pushbutton_save_Callback(hObject, eventdata, handles)
global P;
filename = 'Fitur.xlsx';
xlswrite(filename,[P]); %pindah ke excel

```

Lampiran 5 Tabel Hasil Ekstraksi Citra Mammografi Data *Training*

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
1	0.417517	0.02716	0.99354	20.11772	0.999582	8.512914	59.28133	1.370166	1.38139	0.02716	0.124727	0.625659	0.98642	0.02716	1
2	0.250327	0.041988	0.99375	17.3636	0.999354	7.544102	46.98196	1.737247	1.758548	0.041988	0.174213	0.422335	0.979006	0.041988	1
3	0.21235	0.040993	0.995222	19.33955	0.99937	7.783241	52.83846	1.793777	1.815945	0.040993	0.170759	0.338434	0.979667	0.040748	1
4	0.158254	0.047135	0.992303	16.05069	0.999275	7.227773	39.34779	2.009035	2.035944	0.047135	0.189993	0.228125	0.976432	0.047135	1
5	0.245138	0.037638	0.98966	12.20954	0.999421	6.494593	30.34072	1.684419	1.705821	0.037638	0.160363	0.415119	0.981181	0.037638	1
6	0.287433	0.059942	0.983282	11.3138	0.999127	6.201455	29.04355	1.518022	1.548154	0.059942	0.161566	0.440671	0.982365	0.040303	1
7	0.226258	0.030362	0.996126	21.01494	0.999533	8.29617	57.65504	1.798036	1.80973	0.030362	0.135969	0.391085	0.98484	0.030331	1
8	0.321962	0.032858	0.992806	18.76361	0.999494	8.171155	52.66709	1.562695	1.577754	0.032858	0.144542	0.529396	0.983571	0.032858	1
9	0.241764	0.103554	0.981943	16.68894	0.998603	7.466728	44.12802	1.742904	1.780389	0.103554	0.197097	0.412607	0.976809	0.055699	1
10	0.173169	0.0411	0.994271	19.11941	0.999368	7.936412	49.98956	1.953139	1.976086	0.0411	0.171424	0.278232	0.97945	0.0411	1
11	0.220181	0.10121	0.975516	17.8842	0.998573	7.987669	46.76631	1.774508	1.824683	0.10121	0.236759	0.363588	0.9703	0.066559	1
12	0.315856	0.051532	0.989042	22.0745	0.999207	8.905147	62.69828	1.596126	1.624096	0.051532	0.203001	0.521814	0.974234	0.051532	1
13	0.195535	0.036029	0.994849	16.66369	0.999446	7.280362	43.05669	1.874103	1.892026	0.036029	0.155113	0.320864	0.981985	0.036029	1
14	0.201615	0.046829	0.992111	14.68097	0.99928	6.896155	37.52668	1.819659	1.846945	0.046829	0.189071	0.316713	0.976585	0.046829	1
15	0.187618	0.092004	0.983076	14.1739	0.998653	6.800521	35.28431	1.850397	1.904439	0.092004	0.238823	0.279871	0.970887	0.065135	1
16	0.189511	0.039262	0.992507	12.75524	0.999396	6.388343	31.1907	1.826099	1.848568	0.039262	0.16559	0.245267	0.980369	0.039262	1
17	0.260396	0.043658	0.993151	17.87775	0.999328	7.690104	48.32927	1.714739	1.739173	0.043658	0.1794	0.441131	0.978171	0.043658	1
18	0.169856	0.040594	0.993765	16.99666	0.999375	7.465656	43.49062	1.93374	1.955439	0.040594	0.169828	0.268903	0.979703	0.040594	1
19	0.389738	0.099326	0.976093	20.1095	0.998607	8.524112	57.99498	1.468263	1.516341	0.099326	0.230806	0.602267	0.971743	0.063879	1
20	0.315691	0.10288	0.973293	18.18395	0.998541	8.095466	50.7734	1.524923	1.575848	0.10288	0.250053	0.505944	0.96794	0.070711	1
21	0.252011	0.090901	0.985116	20.56794	0.998707	8.402175	57.23988	1.68513	1.73398	0.090901	0.225704	0.417816	0.971961	0.062102	1

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
22	0.31837	0.081863	0.985159	18.17632	0.998855	7.884957	50.75504	1.575834	1.616636	0.081863	0.198102	0.52163	0.976409	0.052941	1
23	0.3582	0.037699	0.991676	19.84742	0.99942	8.435248	56.92641	1.507742	1.527813	0.037699	0.160562	0.571324	0.98115	0.037699	1
24	0.373823	0.094516	0.976902	18.68512	0.998651	8.189461	53.60494	1.442952	1.485756	0.094516	0.23102	0.584176	0.971387	0.06394	1
25	0.146561	0.066544	0.991639	16.74057	0.998999	7.178033	41.95385	2.068227	2.114481	0.066544	0.218777	0.233195	0.973191	0.056403	2
26	0.135131	0.047411	0.994586	21.04739	0.999271	8.193306	54.42482	2.107234	2.135787	0.047411	0.190592	0.174525	0.976372	0.047289	2
27	0.186126	0.140104	0.97847	21.43755	0.998065	8.559743	56.95105	1.920755	1.982124	0.140104	0.285822	0.28462	0.961349	0.087439	2
28	0.21235	0.040993	0.995222	19.33955	0.99937	7.783241	52.83846	1.793777	1.815945	0.040993	0.170759	0.338434	0.979667	0.040748	2
29	0.173934	0.107935	0.986958	20.64983	0.998431	8.157138	54.41307	1.994748	2.045992	0.107935	0.269357	0.29424	0.964279	0.078248	2
30	0.164334	0.047059	0.99374	19.80057	0.999276	8.067984	51.76808	1.992163	2.018077	0.047059	0.189741	0.228431	0.976511	0.046998	2
31	0.199863	0.053799	0.989151	20.31518	0.999172	8.491422	53.13198	1.909597	1.942053	0.053799	0.209553	0.356786	0.9731	0.053799	2
32	0.1467	0.095925	0.989068	23.50223	0.998606	8.776164	62.21483	2.085634	2.140486	0.095925	0.25386	0.231158	0.967305	0.070987	2
33	0.152379	0.101501	0.985646	18.18947	0.998602	7.687286	45.99101	2.034881	2.078649	0.101501	0.203598	0.246982	0.975529	0.057843	2
34	0.186374	0.06852	0.991607	25.65647	0.998946	9.315273	70.59179	1.939631	1.983309	0.06852	0.249818	0.311566	0.96576	0.06849	2
35	0.164278	0.095435	0.986448	17.73125	0.998625	7.570527	45.46634	1.960048	2.014962	0.095435	0.228768	0.227466	0.972904	0.062347	2
36	0.181035	0.082874	0.985531	17.70127	0.998739	7.734773	44.71571	1.9604	2.021544	0.082874	0.271556	0.305653	0.963608	0.075123	2
37	0.154546	0.061841	0.992435	25.83003	0.999049	9.368367	69.62623	2.060481	2.100053	0.061841	0.232004	0.252635	0.969079	0.061841	2
38	0.176737	0.053385	0.993296	20.82181	0.999179	8.26708	55.57345	1.955004	1.984859	0.053385	0.208365	0.277191	0.973307	0.053385	2
39	0.162622	0.05864	0.990511	13.45775	0.999118	6.469301	32.55551	1.968006	2.010337	0.05864	0.194956	0.242555	0.977275	0.048438	2
40	0.250668	0.045787	0.995881	31.09945	0.999296	10.17909	93.69481	1.70153	1.721827	0.045787	0.185437	0.396661	0.977351	0.04542	2
41	0.176917	0.100444	0.987353	21.96863	0.998567	8.517233	58.69576	1.966214	2.01768	0.100444	0.246108	0.261474	0.968632	0.069317	2
42	0.29084	0.094087	0.981056	19.36299	0.998646	8.250031	53.24912	1.660925	1.70524	0.094087	0.229563	0.494853	0.971697	0.063634	2
43	0.211664	0.05383	0.992911	23.30148	0.999172	8.856311	64.0489	1.853749	1.884339	0.05383	0.209641	0.356189	0.973085	0.05383	2

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
44	0.170392	0.047197	0.993421	20.64039	0.999274	8.315089	54.38639	1.973592	1.999724	0.047197	0.190177	0.246308	0.976402	0.047197	2
45	0.15198	0.042203	0.995324	22.06458	0.999351	8.438526	58.83967	2.034182	2.056572	0.042203	0.174883	0.216651	0.978899	0.042203	2
46	0.164704	0.085279	0.989804	21.58545	0.99876	8.372564	57.22807	1.99997	2.041219	0.085279	0.22352	0.240165	0.972791	0.060371	2
47	0.166783	0.060202	0.992521	21.59078	0.999074	8.398346	56.70511	2.008347	2.04171	0.060202	0.227524	0.273912	0.969899	0.060202	2
48	0.215176	0.121553	0.976548	20.98978	0.998294	8.61132	55.89678	1.854372	1.91137	0.121553	0.267956	0.382598	0.96474	0.079121	2
49	0.158585	0.076639	0.99083	20.06632	0.998866	8.000934	52.30807	2.026715	2.07019	0.076639	0.221416	0.256694	0.973091	0.058502	2
50	0.171215	0.038434	0.994729	16.9162	0.999409	7.338496	43.98628	1.902869	1.924322	0.038434	0.162924	0.227497	0.980803	0.038404	2
51	0.148136	0.054013	0.992029	19.34776	0.999169	8.015748	48.90493	2.060656	2.093995	0.054013	0.210167	0.206633	0.972993	0.054013	2
52	0.179659	0.093137	0.989407	16.85612	0.998727	7.089675	43.99525	1.941029	1.973066	0.093137	0.191071	0.296247	0.977992	0.052298	3
53	0.173348	0.046278	0.99485	22.47996	0.999288	8.508778	60.60712	1.965275	1.989719	0.046278	0.187405	0.276317	0.976861	0.046278	3
54	0.185175	0.056847	0.991551	19.48859	0.999126	8.076333	50.81026	1.955677	1.991346	0.056847	0.218206	0.332721	0.971617	0.056786	3
55	0.171887	0.036811	0.996197	17.358	0.999434	7.1017	45.42329	1.974688	1.993688	0.036811	0.157672	0.305668	0.981595	0.036811	3
56	0.149059	0.115043	0.987691	27.48975	0.998416	9.58462	74.19055	2.127187	2.175849	0.115043	0.2394	0.246875	0.969865	0.069271	3
57	0.158527	0.046032	0.993333	19.16609	0.999292	7.953355	49.02646	2.007989	2.03508	0.046032	0.186663	0.256189	0.976984	0.046032	3
58	0.183683	0.06636	0.98917	22.95657	0.998979	8.970558	61.20039	1.963429	2.004875	0.06636	0.244107	0.290426	0.966922	0.066207	3
59	0.190949	0.070389	0.987185	24.3581	0.998917	9.34401	65.60011	1.944674	1.98803	0.070389	0.254644	0.326976	0.964805	0.070389	3
60	0.166518	0.039752	0.994813	19.42585	0.999388	7.921369	50.46471	1.977627	1.998236	0.039752	0.167155	0.255484	0.980124	0.039752	3
61	0.195884	0.043122	0.996224	25.60138	0.999337	8.947779	72.69836	1.864484	1.885537	0.043122	0.177742	0.266345	0.978439	0.043122	3
62	0.1586	0.064782	0.991802	21.44383	0.999004	8.409727	56.21012	2.04352	2.085878	0.064782	0.239778	0.225	0.967813	0.064476	3
63	0.224667	0.063756	0.991002	24.17142	0.999019	9.107659	67.05388	1.825353	1.864226	0.063756	0.23718	0.382598	0.968122	0.063756	3
64	0.143992	0.093842	0.983524	16.80932	0.99856	7.504259	40.48715	2.101523	2.170186	0.093842	0.309364	0.214047	0.954733	0.09136	3
65	0.155773	0.118658	0.986053	19.96779	0.998382	7.959375	51.93794	2.039865	2.089284	0.118658	0.237623	0.223177	0.970179	0.069179	3

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
66	0.165395	0.111627	0.989303	26.94886	0.998478	9.354458	73.9478	2.061325	2.109993	0.111627	0.23401	0.297028	0.970659	0.06705	3
67	0.155602	0.094087	0.989251	20.59292	0.998632	8.085141	54.12054	2.026421	2.080815	0.094087	0.225505	0.215748	0.973609	0.061397	3
68	0.258755	0.128891	0.989981	33.04716	0.998318	10.34914	98.45119	1.813891	1.849255	0.128891	0.218939	0.455239	0.973095	0.065165	3
69	0.188475	0.066161	0.991433	21.54987	0.998982	8.432399	57.76672	1.91562	1.955752	0.066161	0.243594	0.305407	0.966919	0.066161	3
70	0.192171	0.046952	0.993547	21.45004	0.999278	8.463802	57.41937	1.902559	1.927886	0.046952	0.189418	0.3267	0.976565	0.04689	3
71	0.214754	0.095864	0.982753	18.20856	0.998586	7.887316	48.0909	1.798778	1.856462	0.095864	0.246919	0.379366	0.96979	0.068045	3
72	0.151491	0.05769	0.991002	16.74889	0.999112	7.407966	41.32682	2.058353	2.093606	0.05769	0.220563	0.251379	0.971155	0.05769	3
73	0.165411	0.108058	0.98615	21.2842	0.998475	8.369853	55.92657	2.011385	2.059918	0.108058	0.242092	0.255591	0.969286	0.069547	3
74	0.142028	0.1125	0.986332	19.1206	0.99845	7.778585	48.77089	2.084537	2.13676	0.1125	0.232723	0.207154	0.971958	0.065748	3

Lampiran 6 Tabel Hasil Ekstraksi Citra Mammografi Data *Testing*

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
1	0.336979	0.041437	0.99276	19.10007	0.999363	8.11034	54.41387	1.545109	1.566616	0.041437	0.172484	0.54159	0.979282	0.041437	1
2	0.22098	0.031786	0.994127	15.30405	0.999511	7.120144	39.71103	1.730655	1.744674	0.031786	0.140897	0.356081	0.984107	0.031786	1
3	0.216956	0.059084	0.989014	17.52604	0.999091	7.726731	45.69912	1.806411	1.842492	0.059084	0.224388	0.358655	0.97056	0.058931	1
4	0.281156	0.052359	0.984567	18.81304	0.999194	8.296844	51.11295	1.632386	1.664644	0.052359	0.205404	0.447212	0.97382	0.052359	1
5	0.310583	0.039844	0.992319	25.97915	0.999387	9.715456	77.19816	1.533753	1.55666	0.039844	0.167405	0.488006	0.980119	0.039782	1
6	0.234738	0.041039	0.993803	23.89761	0.999369	9.098851	66.67927	1.777076	1.798885	0.041039	0.171192	0.400153	0.979522	0.040977	1
7	0.17556	0.05046	0.99341	19.93787	0.999224	8.083119	52.73923	1.951587	1.981366	0.05046	0.199765	0.275	0.974872	0.050306	1
8	0.160056	0.091544	0.990614	24.04012	0.99868	8.786428	65.18151	2.021391	2.062494	0.091544	0.228815	0.250919	0.971557	0.063297	2
9	0.153542	0.051287	0.994514	24.38324	0.999211	8.904289	65.64381	2.037862	2.06661	0.051287	0.202287	0.233931	0.974357	0.051287	2
10	0.171173	0.040748	0.995473	17.75279	0.999373	7.30481	46.28107	1.970294	1.992635	0.040748	0.170313	0.277849	0.979626	0.040748	2
11	0.260999	0.040885	0.994306	25.76704	0.999371	9.442724	73.19751	1.760491	1.782645	0.040885	0.170748	0.464078	0.979557	0.040885	2
12	0.148956	0.04712	0.993024	21.30337	0.999275	8.51299	55.13099	2.052479	2.080258	0.04712	0.189947	0.232338	0.97644	0.04712	2
13	0.200971	0.11008	0.988551	29.03763	0.998459	9.875888	83.07632	1.878568	1.925491	0.11008	0.238939	0.29136	0.969745	0.068964	2
14	0.259725	0.036673	0.995973	23.07625	0.999436	8.666115	66.14271	1.725263	1.742596	0.036673	0.157222	0.442325	0.981664	0.036673	3
15	0.178842	0.051731	0.992923	20.80133	0.999204	8.333594	55.18469	1.952392	1.981731	0.051731	0.203581	0.284513	0.974134	0.051731	3
16	0.194984	0.057016	0.994845	27.59435	0.999123	9.436213	78.72715	1.90406	1.941143	0.057016	0.218677	0.313097	0.971492	0.057016	3

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	
No.	E	CON	COR	SS	IDM	SA	SV	SE	EN	DV	DE	MP	H	D	Target
17	0.155342	0.044776	0.99391	20.62111	0.999311	8.286841	53.75684	2.024463	2.048985	0.044776	0.182837	0.216192	0.977612	0.044776	3
18	0.223681	0.047763	0.992285	20.8353	0.999265	8.445711	56.91929	1.761017	1.786547	0.047763	0.191877	0.361918	0.976118	0.047763	3
19	0.251955	0.108395	0.975565	18.94011	0.998469	8.209344	50.206	1.771733	1.824582	0.108395	0.254996	0.441575	0.967293	0.072794	3

Lampiran 7 Program *Fuzzy Neural Network* (Kusumadewi & Hartati, 2010: 281-283)

```
X=xlsread('Xtraining.xlsx'); %X adalah matriks input training
Y=xlsread('Ytraining.xlsx'); %Y adalah matriks output training
[n,m]=size(X);
lr=1;
fd=2;
fe=2;

%Membentuk anggota setiap kelas data training
H=[Y(1)];
YY=sort(Y);
for i=2:n,
if YY(i)~=YY(i-1),H=[H YY(i)];end;
end;
p=length(H);
C=zeros(p,n);
for j=1:p,
k=0;
for i=1:n,
if Y(i)==H(j),
k=k+1;
C(j,k)=i;
end;
end;
end;

%Menghitung rata-rata dan standar deviasi data training
for k=1:p,
tY=[];
for i=1:n,
if C(k,i)~=0,
tY=[tY;X(C(k,i),:)]';
end;
end;
tC(k,:)=mean(tY);
sC(k,:)=std(tY);
end

%Menghitung derajat keanggotaan data training
z=zeros(n,p);
for i=1:n,
for k=1:p,
for j=1:m,
z(i,k)=z(i,k)+((X(i,j)-tC(k,j))/sC(k,j))^2;
end;
z(i,k)=sqrt(z(i,k));
mu(i,k)=1/(1+(z(i,k)/fd)^fe);
if mu(i,k)<=0.5,
muI(i,k)=2*(mu(i,k))^2;
else
muI(i,k)=1-2*(1-mu(i,k))^2;
end;
d(i,k)=muI(i,k);
```

```

end;
end;

P=X'; %Input training
T=d'; %Target output training
%Normalisasi input dan target output data training
[Pn,meanp,stdp,Tn,meant,stdt]=prestd(P,T);
%Insialisasi artificial neural network
net=newff(minmax(Pn),[8 3], {'logsig' 'logsig'},'traingdx');
%Melihat bobot awal input, lapisan, dan bias
BobotAwal_Input=net.IW{1,1};
BobotAwal_Bias_Input=net.b{1,1};
BobotAwal_Lapisan=net.LW{2,1};
BobotAwal_Bias_Lapisan=net.b{2,1};
%Set parameter
net.trainParam.epochs=1500;
net.trainParam.goal=0.7;
net.trainParam.max_perf_inc=1.06;
net.trainParam.lr=0.1;
net.trainParam.lr_inc=1.2;
net.trainParam.lr_dec=0.6;
net.trainParam.mc=0.75;
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.show=10;
%Melakukan pembelajaran
net=train(net,Pn,Tn);
%Melihat bobot awal akhir, lapisan, dan bias
BobotAkhir_Input=net.IW{1,1};
BobotAkhir_Bias_Input=net.b{1,1};
BobotAkhir_Lapisan=net.LW{2,1};
BobotAkhir_Bias_Lapisan=net.b{2,1};
%Menghitung error data training
an=sim(net,Pn);
a=poststd(an, meant, stdt);
E=T-a;
%Menampilkan target, output, dan error data training
A=[(1:size(P,2))' T' a' (T'-a')];
xlswrite('logsig logsig training.xlsx',[A]); %pindah ke excel
%Evaluasi output artificial neural network (data training dengan target)
[m1,b1,r1] = postreg(a(1,:),T(1,:));
[m2,b2,r2] = postreg(a(2,:),T(2,:));
[m3,b3,r3] = postreg(a(3,:),T(3,:));

X1=xlsread('Xtesting.xlsx'); %X1 adalah matriks input testing
Y1=xlsread('Ytesting.xlsx'); %Y1 adalah matriks output testing
[r,s]=size(X1);

%Membentuk anggota setiap kelas data testing
G=[Y1(1)];
ZZ=sort(Y1);
for i=2:r,
if ZZ(i)~=ZZ(i-1),G=[G ZZ(i)];end;
end;
q=length(G);
D=zeros(q,r);

```

```

for j=1:q,
k=0;
for i=1:r,
if Y1(i)==G(j),
k=k+1;
D(j,k)=i;
end;
end;
end;

%Menghitung rata-rata dan standar deviasi data testing
for k=1:q,
tY1=[];
for i=1:r,
if D(k,i)~=0,
tY1=[tY1;X1(D(k,i),:)];
end;
end;
tD(k,:)=mean(tY1);
sD(k,:)=std(tY1);
end

%Menghitung derajat keanggotaan data testing
z=zeros(r,q);
for i=1:r,
for k=1:q,
for j=1:s,
z(i,k)=z(i,k)+((X1(i,j)-tD(k,j))/sD(k,j))^2;
end;
z(i,k)=sqrt(z(i,k));
mu(i,k)=1/(1+(z(i,k)/fd)^fe);
if mu(i,k)<=0.5,
muI(i,k)=2*(mu(i,k))^2;
else
muI(i,k)=1-2*(1-mu(i,k))^2;
end;
d1(i,k)=muI(i,k);
end;
end;

Q=X1'; %Input testing
TQ=d1'; %Target output testing
%Normalisasi input dan target output data testing
Qn=trastd(Q,meanp,stdp);
bn=sim(net,Qn);
b=poststd(bn,meant,stdt);
E1=TQ-b;
%Menampilkan target, output, dan error data testing
B=[(1:size(Q,2))' TQ' b' (TQ'-b')];
xlswrite('logsig logsig testing.xlsx',[B]); %Pindah ke excel

```

Lampiran 8 Hasil Fuzzifikasi Target *Crisp* dengan *Input* 14 Parameter Statistik
Data *Training*

Data ke-	T1	T2	T3
1	0.026361	0.001162	0.000637
2	0.790791	0.030926	0.018222
3	0.424271	0.070582	0.043931
4	0.111609	0.132986	0.11812
5	0.119917	0.010859	0.008163
6	0.072103	0.004473	0.002877
7	0.101577	0.022756	0.016993
8	0.156008	0.004874	0.00277
9	0.287465	0.040209	0.023243
10	0.172123	0.158432	0.125841
11	0.082686	0.053036	0.025701
12	0.14689	0.009678	0.004996
13	0.198497	0.047989	0.039365
14	0.301877	0.067623	0.05256
15	0.063881	0.077087	0.067419
16	0.085232	0.025695	0.023875
17	0.877606	0.027839	0.015531
18	0.185337	0.103003	0.08602
19	0.041583	0.002548	0.001233
20	0.042448	0.005378	0.002607
21	0.163407	0.046541	0.023982
22	0.466233	0.008913	0.004447
23	0.130797	0.003443	0.001826
24	0.054571	0.002761	0.001334
25	0.067273	0.193006	0.171519
26	0.047749	0.121062	0.083887
27	0.008182	0.025542	0.026201
28	0.424271	0.070582	0.043931
29	0.019285	0.1315	0.182977
30	0.124456	0.33415	0.242995
31	0.21927	0.591374	0.391267
32	0.01654	0.147752	0.189219
33	0.067101	0.254958	0.234585
34	0.018721	0.174021	0.305654
35	0.073299	0.362852	0.332877
36	0.030845	0.14906	0.169847

Data ke-	T1	T2	T3
37	0.017695	0.167675	0.253144
38	0.129181	0.820342	0.660558
39	0.076995	0.065597	0.071905
40	0.008015	0.009682	0.009403
41	0.032767	0.417946	0.577584
42	0.141605	0.017102	0.008541
43	0.098222	0.248765	0.178503
44	0.125612	0.413568	0.309873
45	0.058181	0.1337	0.108545
46	0.058859	0.853499	0.90055
47	0.061858	0.84623	0.84203
48	0.018161	0.037081	0.02676
49	0.07862	0.818641	0.781957
50	0.152938	0.068436	0.054957
51	0.073487	0.353945	0.254762
52	0.162915	0.213115	0.219042
53	0.089066	0.309499	0.255876
54	0.161918	0.82413	0.692181
55	0.116893	0.057992	0.050694
56	0.007898	0.045761	0.069187
57	0.132546	0.27823	0.216014
58	0.035977	0.528371	0.719848
59	0.021436	0.183918	0.278477
60	0.126014	0.126787	0.102653
61	0.040165	0.080973	0.07318
62	0.03801	0.504929	0.509514
63	0.044964	0.132002	0.10815
64	0.006089	0.01694	0.019298
65	0.027008	0.167626	0.185247
66	0.011443	0.086773	0.165544
67	0.050202	0.505975	0.507902
68	0.003834	0.007973	0.010516
69	0.058398	0.670078	0.678056
70	0.181864	0.317783	0.225489
71	0.094849	0.107883	0.06646
72	0.07248	0.244865	0.221578
73	0.029691	0.293384	0.367682
74	0.029219	0.136156	0.128337

Lampiran 9 Hasil Fuzzifikasi Target *Crisp* dengan *Input* 11 Parameter Statistik
Data *Training*

Data ke-	T1	T2	T3
1	0.034773	0.001319	0.000692
2	0.859731	0.037411	0.021132
3	0.490857	0.099417	0.05734
4	0.11496	0.162729	0.146999
5	0.138451	0.012946	0.009452
6	0.078826	0.004931	0.003085
7	0.151593	0.037389	0.0249
8	0.223612	0.005815	0.003129
9	0.509209	0.047061	0.025329
10	0.187499	0.265067	0.19877
11	0.138914	0.059089	0.026795
12	0.158236	0.009922	0.005117
13	0.254648	0.07583	0.058058
14	0.316764	0.078463	0.060993
15	0.087441	0.081909	0.069145
16	0.093081	0.03249	0.029821
17	0.922257	0.032231	0.017415
18	0.20467	0.158236	0.127036
19	0.054548	0.002595	0.001242
20	0.071543	0.005663	0.002663
21	0.247319	0.048324	0.024273
22	0.558035	0.009152	0.004518
23	0.151756	0.003792	0.001954
24	0.072559	0.002798	0.00134
25	0.072919	0.195264	0.176601
26	0.048669	0.145973	0.100302
27	0.017163	0.052221	0.04312
28	0.490857	0.099417	0.05734
29	0.03463	0.241167	0.288235
30	0.128328	0.468247	0.337075
31	0.254259	0.656964	0.459565
32	0.022274	0.18796	0.220745
33	0.085911	0.346204	0.28646
34	0.025334	0.222107	0.384204
35	0.095933	0.429944	0.363999
36	0.057815	0.231888	0.229739
37	0.020438	0.1805	0.275982

Data ke-	T1	T2	T3
38	0.143276	0.892879	0.768512
39	0.077032	0.073278	0.081663
40	0.008076	0.010355	0.01011
41	0.048303	0.607874	0.70394
42	0.221862	0.017647	0.008634
43	0.108384	0.270702	0.198619
44	0.129633	0.588484	0.446103
45	0.060479	0.200897	0.157788
46	0.069364	0.889256	0.915078
47	0.077385	0.899992	0.902865
48	0.035249	0.055616	0.033535
49	0.089141	0.827306	0.790287
50	0.176089	0.106014	0.080151
51	0.080249	0.39039	0.288684
52	0.20519	0.295519	0.282108
53	0.091399	0.445032	0.37043
54	0.201674	0.870212	0.763581
55	0.137815	0.092874	0.076958
56	0.009813	0.056813	0.082125
57	0.13683	0.397199	0.305911
58	0.050677	0.675433	0.837287
59	0.031587	0.25716	0.370405
60	0.138897	0.21609	0.164028
61	0.04124	0.106642	0.096171
62	0.050848	0.60826	0.590292
63	0.060473	0.144894	0.11585
64	0.012955	0.032269	0.031051
65	0.042267	0.278531	0.261029
66	0.014306	0.110876	0.205111
67	0.060533	0.602639	0.564388
68	0.004523	0.009209	0.011839
69	0.091365	0.828875	0.795853
70	0.188702	0.443834	0.310127
71	0.160593	0.121445	0.069662
72	0.085716	0.258882	0.239379
73	0.044321	0.457203	0.493614
74	0.040678	0.186251	0.155701

Lampiran 10 Hasil Fuzzifikasi Target *Crisp* dengan *Input* 14 Parameter Statistik
Data *Testing*

Data ke-	T1	T2	T3
1	0.252983	0.008202	0.015478
2	0.070387	0.01347	0.024718
3	0.055025	0.038104	0.223514
4	0.22838	0.008003	0.068878
5	0.125009	0.007734	0.017784
6	0.356121	0.083994	0.213298
7	0.04703	0.814424	0.319961
8	0.002782	0.040312	0.148875
9	0.018562	0.542928	0.16708
10	0.038674	0.11485	0.066967
11	0.234519	0.038761	0.100232
12	0.021583	0.634753	0.11632
13	0.001186	0.007015	0.06877
14	0.265591	0.027604	0.076726
15	0.046347	0.871762	0.475333
16	0.025345	0.096765	0.355209
17	0.025029	0.542631	0.113354
18	0.531731	0.161053	0.455417
19	0.001228	0.000984	0.04349

Lampiran 11 Hasil Fuzzifikasi Target *Crisp* dengan Input 11 Parameter Statistik
Data *Testing*

Data ke-	T1	T2	T3
1	0.264453	0.008714	0.017205
2	0.118276	0.020397	0.036989
3	0.107534	0.048204	0.246398
4	0.335682	0.008136	0.071178
5	0.135193	0.008427	0.02049
6	0.382041	0.105177	0.336012
7	0.051636	0.843784	0.353883
8	0.009239	0.095945	0.191004
9	0.020041	0.586189	0.177582
10	0.039725	0.152161	0.085976
11	0.249374	0.04519	0.135873
12	0.021879	0.670105	0.130659
13	0.006358	0.015075	0.116749
14	0.379907	0.037245	0.12069
15	0.053263	0.925193	0.522801
16	0.034625	0.124748	0.387399
17	0.025042	0.633787	0.135236
18	0.583275	0.165528	0.557231
19	0.006385	0.001312	0.070428

Lampiran 12 Hasil Defuzzifikasi Data *Training*

No.	T1	T2	T3	Status Output	Status Asli Gambar	Hasil Uji Diagnosa
1	0.298269	0.244053	0.226108	Normal	Normal	TN
2	0.30623	0.244215	0.226487	Normal	Normal	TN
3	0.306021	0.245906	0.227372	Normal	Normal	TN
4	0.144683	0.283592	0.230421	Tumor Jinak	Normal	FP
5	0.296382	0.244088	0.226054	Normal	Normal	TN
6	0.303473	0.244081	0.226247	Normal	Normal	TN
7	0.298822	0.24406	0.22614	Normal	Normal	TN
8	0.299018	0.244054	0.226123	Normal	Normal	TN
9	0.259118	0.244109	0.226313	Normal	Normal	TN
10	0.147399	0.410101	0.249959	Tumor Jinak	Normal	FP
11	0.150687	0.244487	0.226223	Tumor Jinak	Normal	FP
12	0.299007	0.244056	0.226121	Normal	Normal	TN
13	0.29239	0.244327	0.22642	Normal	Normal	TN
14	0.239124	0.244173	0.226146	Tumor Jinak	Normal	FP
15	0.145813	0.245803	0.226088	Tumor Jinak	Normal	FP
16	0.246399	0.244164	0.226056	Normal	Normal	TN
17	0.307413	0.244311	0.226615	Normal	Normal	TN
18	0.160222	0.24982	0.228414	Tumor Jinak	Normal	FP
19	0.29055	0.244044	0.226072	Normal	Normal	TN
20	0.302489	0.244077	0.226512	Normal	Normal	TN
21	0.245604	0.244264	0.226377	Normal	Normal	TN
22	0.303726	0.244056	0.226352	Normal	Normal	TN
23	0.298477	0.244053	0.226112	Normal	Normal	TN
24	0.301532	0.244049	0.226255	Normal	Normal	TN
25	0.144632	0.312655	0.273663	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
26	0.144633	0.493244	0.41016	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
27	0.144633	0.273753	0.294174	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
28	0.306021	0.245906	0.227372	Normal	Tumor Jinak	TP
29	0.144633	0.434738	0.438527	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
30	0.144635	0.488216	0.40743	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
31	0.144684	0.448042	0.311674	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
32	0.144633	0.488747	0.456439	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
33	0.144634	0.276077	0.270358	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
34	0.144632	0.281544	0.385073	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
35	0.144633	0.276827	0.302509	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
36	0.144632	0.294301	0.372416	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
37	0.144632	0.276662	0.387538	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
38	0.144634	0.486785	0.434046	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP

No.	T1	T2	T3	Status Output	Status Asli Gambar	Hasil Uji Diagnosa
39	0.146009	0.247094	0.226438	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
40	0.145678	0.244181	0.229233	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
41	0.144634	0.481535	0.439149	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
42	0.296399	0.244076	0.226407	Normal	Tumor Jinak	FN
43	0.144647	0.252909	0.264414	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
44	0.144635	0.480851	0.418785	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
45	0.144633	0.400762	0.390378	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
46	0.144634	0.484671	0.439804	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
47	0.144633	0.492214	0.44979	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
48	0.144635	0.257039	0.233295	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
49	0.144633	0.483247	0.420074	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
50	0.177197	0.246289	0.228003	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
51	0.144633	0.490267	0.399355	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
52	0.145976	0.245876	0.226138	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
53	0.144635	0.338711	0.372053	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
54	0.144635	0.48161	0.404937	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
55	0.214022	0.24975	0.227351	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
56	0.144632	0.258653	0.362837	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
57	0.144636	0.485482	0.365493	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
58	0.144633	0.478859	0.449971	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
59	0.144633	0.39121	0.420014	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
60	0.145046	0.44905	0.267546	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
61	0.14467	0.246134	0.263633	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
62	0.144633	0.493935	0.450156	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
63	0.144635	0.257946	0.25875	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
64	0.144632	0.298494	0.302174	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
65	0.144633	0.328022	0.395044	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
66	0.144632	0.257331	0.341412	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
67	0.144633	0.470272	0.42826	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
68	0.144638	0.245565	0.22724	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
69	0.144634	0.490271	0.450828	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
70	0.144775	0.316407	0.300445	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
71	0.144921	0.246507	0.226862	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
72	0.144632	0.326322	0.283956	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
73	0.144633	0.466365	0.433998	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
74	0.144632	0.312832	0.361753	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP

Lampiran 13 Hasil Defuzzifikasi Data *Testing*

No.	T1	T2	T3	Status Output	Status Asli Gambar	Hasil Uji Diagnosa
1	0.301202	0.244063	0.226167	Normal	Normal	TN
2	0.3017	0.244088	0.226177	Normal	Normal	TN
3	0.157627	0.245015	0.226979	Tumor Jinak	Normal	FP
4	0.306253	0.244119	0.226558	Normal	Normal	TN
5	0.298389	0.244054	0.22611	Normal	Normal	TN
6	0.280317	0.244062	0.22621	Normal	Normal	TN
7	0.144637	0.483649	0.407909	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
8	0.144633	0.367584	0.411114	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
9	0.144632	0.288682	0.383224	Tumor Ganas	Tumor Jinak	TP
10	0.152189	0.279449	0.229255	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
11	0.280954	0.244057	0.22618	Normal	Tumor Jinak	FN
12	0.144633	0.48395	0.431014	Tumor Jinak	Tumor Jinak	TP
13	0.144633	0.248892	0.239123	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
14	0.298021	0.244055	0.226116	Normal	Tumor Ganas	FN
15	0.144635	0.482744	0.42595	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
16	0.144633	0.253873	0.320504	Tumor Ganas	Tumor Ganas	TP
17	0.144634	0.486159	0.419021	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP
18	0.292473	0.244747	0.226876	Normal	Tumor Ganas	FN
19	0.147504	0.24473	0.226318	Tumor Jinak	Tumor Ganas	TP

Lampiran 14 Bobot dari Hasil MATLAB

j	v_{0j}
1	-2.58634
2	-2.23473
3	0.710556
4	-1.16433
5	1.963994
6	-0.837
7	-2.56043
8	2.357052

k	w_{0k}
1	5.067521
2	2.86943
3	-0.80499

i	v_{i1}	v_{i2}	v_{i3}	v_{i4}	v_{i5}	v_{i6}	v_{i7}	v_{i8}
1	0.492833	0.533702	-0.59841	0.602791	0.212055	-0.65497	-0.36253	0.072924
2	0.767418	0.654949	-0.58838	0.735073	0.78457	-0.02549	0.526453	-0.5967
3	-0.09577	0.427393	0.366423	0.52374	0.195034	-0.59062	0.446654	0.527676
4	0.31076	0.376376	0.433075	-0.17449	0.276571	-0.59415	0.374437	-0.80856
5	-0.30405	-0.51952	-0.56254	0.41054	0.271683	-0.25908	0.641376	-0.63031
6	-0.07491	-0.12166	0.33266	0.336179	-0.39178	-0.01301	-0.06955	0.17774
7	0.347194	0.354731	-0.38052	0.277507	0.263146	-0.58147	-0.66038	-0.00269
8	0.743332	-0.21675	0.14124	-0.41584	0.415647	-0.41152	0.010067	0.319731
9	0.551769	0.544503	0.068278	-0.475	-0.50647	-0.35573	0.502667	-0.34453
10	0.5232	-0.3586	0.732106	-0.23256	-0.51676	-0.43065	0.201915	-0.04417
11	-0.22123	0.414401	0.130276	0.069057	0.636581	-0.33194	0.400925	0.375891

k	w_{1k}	w_{2k}	w_{3k}	w_{4k}	w_{5k}	w_{6k}	w_{7k}	w_{8k}
1	-0.96365	-3.59533	3.498286	-0.24672	-2.72294	0.229988	-1.91054	2.000193
2	0.560012	0.254299	-3.05591	-4.03029	2.429946	-2.76078	1.272251	-0.40838
3	-3.6939	2.431278	0.599388	-1.41851	-1.64414	0.888165	1.647877	-3.62452